

Louvain School of Management

Analyse du marché Smart Beta, de la performance et de la persistance de la performance des stratégies Equal Weight et Fundamental

Auteur : Valentin Puissant
Promoteur(s) : Professeur Philippe Grégoire, PhD
Année académique 2018-2019

Résumé

Malgré l'importante croissance de l'industrie Smart Beta durant ces dix dernières années, ce terme reste assez flou et mal connu. Ce mémoire de Master a pour but de décrire le marché du Smart Beta, de voir quelles sont ses origines et ses tendances. Nous dressons également un panel des différents types de stratégies, et nous décrivons les concepts théoriques qui les sous-tendent. Afin de voir si les atouts que ces stratégies promettent se vérifient dans la réalité, nous comparons leur performance ajustée au risque, avec celle d'un indice de référence mondialement connu et représentatif du marché américain, le S&P500. Les rendements sont calculés de manière hebdomadaire sur une période de cinq ans. Notre échantillon se concentre sur deux types de stratégies Smart Beta, pour lesquelles le nombre de fonds existants est le plus important, les stratégies Equal Weight, pour lesquelles nous avons sélectionné 42 ETFs et les stratégies Fundamental, pour lesquelles nous avons sélectionné 13 ETFs. La performance ajustée au risque est étudiée sur base de trois ratios qui sont le ratio de Sharpe, le ratio de Sortino et l'Alpha de Jensen. Nous constatons que la performance ajustée au risque des ETFs étudiés est inférieure à celle du marché, ce qui est en ligne avec ce que nous avons pu étudier dans la littérature. Pour terminer ce mémoire, nous effectuons un test non-paramétrique, le test Winner-Loser, ainsi qu'une régression paramétrique afin de voir si les stratégies Smart Beta présentent une persistance de la performance. Nous observons que les fonds étudiés présentent une persistance positive de la performance statistiquement significative pour tous les tests utilisés à l'exception du test binomial.

Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce mémoire, à commencer par mon promoteur, Philippe Grégoire, pour ses conseils et sa disponibilité tout au long de la rédaction de ce travail. Pour leur relecture, je remercie Camille Baquet, Frédéric Masset, Aurélien Heugens et Florian Sterckx.

Ce mémoire est l'aboutissement de ces cinq dernières années. J'aimerais donc remercier l'UCLouvain et la Louvain School of Management pour le parcours que j'ai pu suivre. Je remercie l'ICHEC Brussels Management School pour m'avoir donné la possibilité de suivre les cours du Track Financial Management, ce cursus de double diplomation m'a permis de mieux comprendre la finance et ses enjeux. Je remercie la Fédération Wallonie-Bruxelles pour m'avoir offert une bourse lors de quatre de mes cinq années d'étude. Je remercie mes collègues de stage de chez BNP Paribas Fortis Private Equity, pour m'avoir conseillé, pour m'avoir laissé du temps lorsque j'en avais besoin, mais surtout pour l'expérience inestimable que ce stage m'a apporté. Ces cinq dernières années furent probablement les plus enrichissantes de ma vie, j'ai appris énormément de choses et j'ai pu développer des compétences tant professionnelles que relationnelles qui m'ont permis de décrocher un premier emploi avant la fin de mon parcours scolaire.

Finalement, j'aimerais remercier les personnes les plus chères pour moi, mes amis, ma famille, ainsi que ma compagne, Odile, pour leur soutien. Après un parcours moyen lors de mes études secondaires en éducation physique, et après une année sabbatique difficile à vivre, j'ai annoncé à ma maman que je souhaitais commencer des études universitaires en Economie et Gestion. Je la remercie d'avoir cru en moi quand peu de monde pouvait y croire, et de m'avoir laissé cette chance. Aujourd'hui je suis très fier de clore ce beau chapitre de ma vie et j'ai hâte de commencer le suivant.

Table des matières

Résumé.....	I
Remerciements.....	II
Table des matières.....	III
Liste des Figures	IV
Liste des Tableaux	IV
Introduction.....	1
Chapitre 1 : Revue de la littérature	3
1. Rappel théorique	3
2. Revue de la littérature	7
Chapitre 2 : Le marché des stratégies Smart Beta	17
1. Etat des lieux de l'industrie Smart Beta.....	17
2. Description des différentes stratégies Smart Beta	20
3. Statistiques descriptives	29
4. Conclusion	30
Chapitre 3 : Étude empirique	31
1. Données.....	32
2. Méthodologie	35
3. Analyse des résultats et comparaison par rapport à la littérature existante	44
4. Conclusion de l'étude empirique	59
Conclusion	60
Bibliographie.....	63
Annexes.....	71

Liste des Figures

Figure 1: Indice S&P500 et un ETF traquant sa performance.....	4
Figure 2: Hausse de la pondération des actions technologiques dans l'indice Russel 1000 durant la bulle internet	11
Figure 3 : Cours de l'indice Russel 1000 de 1977 à 2013	11
Figure 4 : Evolution des stratégies Smart Beta entre 2016 et 2017 en milliards de dollars	18

Liste des Tableaux

Tableau 1: Répartition entre les différentes stratégies d'ETFs (en millions de \$).....	19
Tableau 2 : Récapitulatif des exemples d'ETFs et d'indices suivant les stratégies Smart Beta ...	29
Tableau 3 : Statistiques descriptives sur les fonds suivant la stratégie Equal Weight.....	34
Tableau 4 : Statistiques descriptives sur les fonds suivant la stratégie Fundamental	34
Tableau 5 : Exemple de test Winner-Loser.....	39
Tableau 6 : Statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Equal Weight	45
Tableau 7 : Synthèse sur la performance ajustée au risque des stratégies Equal Weight	45
Tableau 8 : Tests statistiques des rangs signés de Wilcoxon pour la performance ajustée au risque des stratégies Equal Weight	46
Tableau 9 : Statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Fundamental	47
Tableau 10 : Synthèse sur la performance ajustée au risque des stratégies Fundamental	47
Tableau 11 : Tests statistiques des rangs signés de Wilcoxon pour la performance ajustée au risque des stratégies Fundamental	48
Tableau 12 : Test Winner-Loser – Rendements – Tableau de contingence	52
Tableau 13 : Test Winner-Loser – Rendements – Tests statistiques	52

Tableau 14 : Test Winner-Loser – Ratio de Sharpe – Tableau de contingence.....	53
Tableau 15 : Test Winner-Loser – Ratio de Sharpe – Tests statistiques	53
Tableau 16 : Test Winner-Loser – Ratio de Sortino – Tableau de contingence	54
Tableau 17 : Test Winner-Loser – Ratio de Sortino – Tests statistiques.....	54
Tableau 18 : Test Winner-Loser – Alpha de Jensen – Tableau de contingence	55
Tableau 19 : Test Winner-Loser – Alpha de Jensen – Tests statistiques.....	55
Tableau 20 : Régression linéaire	56
Tableau 21 : Régression linéaire, R^2	56
Tableau 22 : Synthèse des tests de persistance de la performance	57

Introduction

Cinq cent soixante-deux milliards de dollars.

Au 10/05/2019, c'est le montant total d'actifs sous gestion dans des fonds Smart Beta. Pour illustrer ce propos, cela représente 1,14 fois le PIB de la Belgique de 2017 (Banque Mondiale, 2019). C'est également 4,7 fois plus que le montant total sous gestion des fonds gérés de manière active.

Ces dix dernières années, les stratégies Smart Beta ont connu une croissance sans précédent. Parallèlement à leur volume, leur popularité n'a pas cessé de croître. Initialement employé pour les indices proposant un moyen de pondération alternatif à la capitalisation, le terme « Smart Beta » a commencé à être de plus en plus utilisé, à tort et à travers, tant et si bien que son sens s'est un peu perdu. Situé entre les stratégies de gestion active et les stratégies de gestion passive, le Smart Beta promet de délivrer des rendements supérieurs, à un coût moindre. Ce mémoire aura pour but de faire la lumière sur ce terme, « Smart Beta », qui est finalement assez flou, de voir quels sont les moteurs de la croissance de cette industrie, et de vérifier si les promesses faites par ces stratégies, se tiennent dans la réalité.

Le premier chapitre de ce travail consiste en une revue de littérature. Nous commencerons cette partie par un bref rappel théorique qui aura pour but de faciliter la suite de la lecture. Ensuite, nous étudierons la littérature traitant de l'opposition entre stratégies actives et stratégies passives, l'inefficience des indices pondérés à la capitalisation, la performance des stratégies Smart Beta ainsi que la persistance de la performance des fonds.

Dans le second chapitre de ce travail, nous étudierons le marché du Smart Beta. Nous verrons quelles sont les origines de ces stratégies, quels en sont les acteurs et les volumes. Ensuite, nous dresserons un panel des différents types de sous-stratégies existant dans le marché ou dans la littérature à l'heure actuelle. Lorsque cela sera possible, nous illustrerons ces stratégies par des exemples de fonds ou d'indices existants.

Dans le dernier chapitre de ce travail, nous testerons la performance de deux types de stratégies, les stratégies Equal Weight et les stratégies Fundamental, grâce à 3 ratios de performance ajustée au risque, le ratio de Sharpe, le ratio de Sortino et l'Alpha de Jensen que nous calculerons pour 56 ETFs. Nous comparerons cette performance à celle de l'indice de marché le plus connu au monde, le S&P500. Enfin, nous testerons si la performance des ETFs étudiés est persistante et si cette persistance est statistiquement significative. Nous comparerons ensuite nos résultats avec ceux de la littérature.

Chapitre 1 : Revue de la littérature

1. Rappel théorique

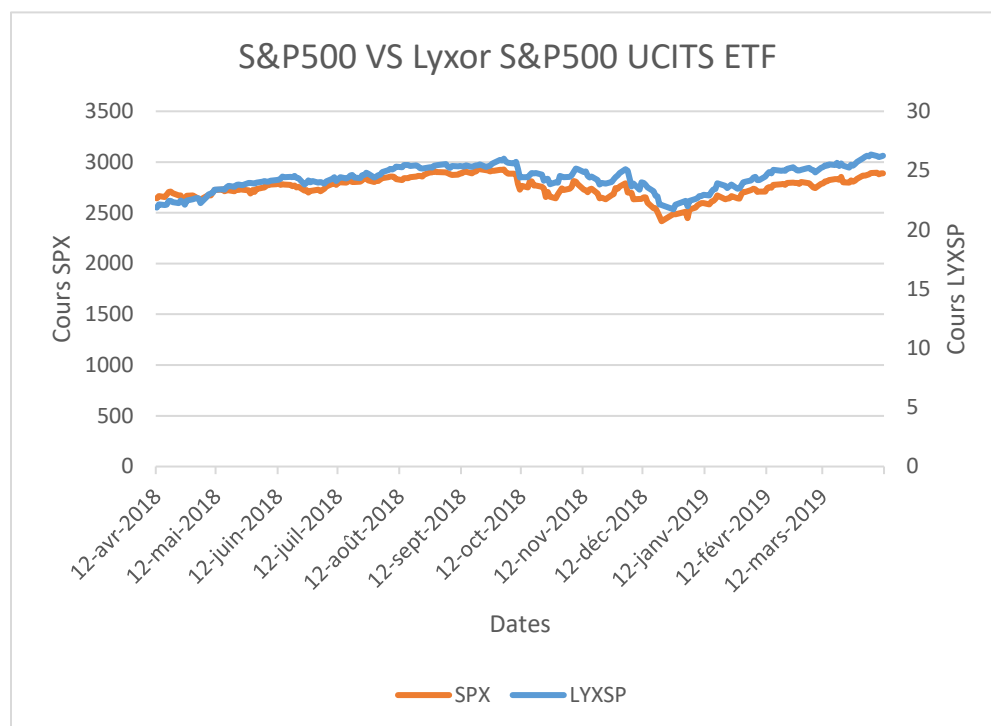
Le but de cette partie n'est pas de faire une analyse détaillée des différents sous-titres, mais de rappeler au lecteur quelques éléments théoriques qui faciliteront la compréhension de ce travail.

1.1. Indices de marché et ETFs

Un indice de marché est un fonds, censé représenter un segment théorique du marché. Un indice est composé d'actions (ou autres produits d'investissement), sa performance sera donc égale à la somme pondérée des performances des actions qui le constituent. Il n'est pas possible d'investir dans un indice de marché. Le S&P500 est un des indices les plus connus mondialement. L'utilité de l'indice S&P500 se trouve dans le fait qu'il peut servir de référence et d'indicateur de la performance des actions du marché américain, il peut également être utilisé comme « benchmark » afin de comparer la performance des actifs par rapport au marché, étant donné qu'il est un échantillon représentatif du marché. Il est composé des actions des 500 entreprises américaines possédant les capitalisations les plus importantes (Clare & Thomas, 2015).

Un exchange-traded fund (ETF) est un produit d'investissement. Les premiers ETFs ont été introduits pour la première fois au Canada en 1989. Contrairement à un indice de marché, il est donc possible d'acheter ou de vendre un ETF, exactement comme une action, à un prix qui varie durant la journée. Un ETF est constitué d'un ensemble d'actifs financiers, par exemple des actions ou des obligations, et son but est généralement de traquer la performance d'un indice (Birdthistle, 2008, Gastineau, G. L., 2010). Il sera donc constitué des mêmes actifs que son indice de référence, dans une proportion plus ou moins égale. L'avantage d'un ETF est qu'il permet d'avoir accès à un ensemble de produits très diversifiés, à un coût moins important que si l'on achetait ces produits séparément. Sur la Figure 1, on peut observer les variations de l'indice de marché « S&P500 » et de l'ETF « Lyxor S&P500 UCITS ETF », qui tente de traquer la performance de l'indice. On remarque que l'indice et son ETF correspondant ont des variations de prix assez similaires.

Figure 1: Indice S&P500 et un ETF traquant sa performance



Source : *finance.yahoo.com données extraites le 24/04/2019*

1.2. Fama (1970) : Hypothèse d'efficience des marchés

L'hypothèse d'efficience des marchés, est un concept central de la finance, développé par Eugene Fama en 1970. Il existe trois formes d'efficience possibles :

- (i) **Forme d'efficience faible** : Un marché est efficient si le prix des actifs reflète complètement et à tout moment l'information passée. Par conséquent, l'analyse technique est sans utilité car il n'est pas possible de tirer profit des informations passées, étant donné que les prix des actifs reflètent déjà entièrement cette information.
- (ii) **Forme d'efficience semi-forte** : Un marché est efficient si le prix des actifs reflète complètement et à tout moment toutes les informations publiques. Par conséquent l'analyse fondamentale est sans utilité car il n'est pas possible de tirer profit des informations publiques, telles que les bilans comptables, les tendances macro-

économiques etc. étant donné que les prix des actifs reflètent déjà entièrement ces informations.

- (iii) Forme d'efficacité forte : Un marché est efficient si le prix des actifs intègre à tout moment, de manière complète, l'ensemble des informations, publiques et privées. Par conséquent, il est impossible de battre le marché.

1.3. Distinction entre le Smart Beta et le Factor Investing

Au fond, que signifie réellement le terme « Smart Beta » ? Les stratégies Smart Beta sont fréquemment confondues avec le « Factor Investing », cependant, il existe d'importantes nuances entre les deux. Selon Rob Arnott, fondateur et président de Research Affiliates, qui a longuement étudié ces stratégies et qui sera cité à plusieurs reprises tout au long de ce travail, le terme Smart Beta a été créé par Towers Watson, une société de consultance londonienne, en 2007 (ETF.com, 2018). L'appellation Smart Beta a été inspirée par les stratégies d'indexation fondamentales, qui consistent à pondérer les indices/ETFs selon les fondamentaux des actions (ces stratégies seront détaillées au point 3 de ce chapitre). Ces consultants se sont dit que l'idée était « Smart », et qu'ils devraient conseiller à leurs clients de diversifier leurs portefeuilles entre les ETFs classiques, et ces stratégies. Le terme serait ensuite devenu populaire car tout le monde se serait mis à étudier le Smart Beta.

Le « Factor Investing » trouve ses racines dans le monde académique, à travers les travaux de Fama & French (1993), et ensuite de Carhart (1997). De nouveau selon Arnott (ETF.com, 2018), le Factor Investing utilise une pondération par la capitalisation boursière, et ensuite ajoute une inclinaison factorielle. La différence se situe donc dans la méthode de pondération, qui pour les stratégies Smart Beta, est différente pour chaque stratégie, mais ne se base pas sur la capitalisation boursière. Arnott reconnaît cependant que l'industrie mélange les deux termes et que la distinction n'est pas toujours claire. Certains articles ou sites internet considèrent le factor investing comme faisant partie des stratégies Smart Beta. Ce travail se concentrera uniquement sur les stratégies proposant une pondération alternative à la capitalisation boursière.

Selon Mark Carver (ETF.com, 2018), directeur exécutif chez MSCI, les facteurs sont des caractéristiques servant à aider les investisseurs à comprendre le comportement d'un actif. Pour augmenter l'exposition de son portefeuille à un facteur, un investisseur peut acheter un actif (position longue) fortement exposé à ce facteur. Inversement, s'il souhaite réduire son exposition à un facteur, l'investisseur peut vendre l'actif (position courte) ayant une forte exposition à ce facteur. Dans les stratégies Smart Beta, les positions prises sont essentiellement longues.

Blackrock définit les facteurs comme « broad, historically persistent drivers of return ». Selon Andrew Ang, Head of Blackrock's Factor Based Strategies Group, les facteurs sont le langage d'investissement que tout le monde devrait parler, les stratégies Smart Beta sont les véhicules permettant de capturer ces générateurs de « return » à travers des méthodologies basées sur des règles transparentes (Blackrock, s.d.).

Une autre particularité des stratégies Smart Beta, est qu'elles ne sont pas considérées comme des stratégies actives, mais qu'elles ne sont pas non plus vraiment considérées comme des stratégies passives (Revesz, 2015). L'avantage des stratégies passives, telles qu'utilisées par les ETFs suivant des indices de marché, réside dans le fait que leurs frais de gestion sont moins élevés que pour les fonds suivant une stratégie active, étant donné qu'elles requièrent moins de travail. Les frais nécessaires pour investir dans des stratégies Smart Beta sont donc moins élevés que pour des stratégies traditionnelles de gestion active, mais plus importants que pour des stratégies passives. Dans la partie suivante de ce travail, nous analyserons la littérature qui oppose la gestion active à la gestion passive, et nous analyserons aussi les articles traitant l'inefficience des indices boursiers pondérés à la capitalisation, afin de comprendre quelle plus-value les stratégies Smart Beta pourraient apporter.

2. Revue de la littérature

Les stratégies Smart Beta sont souvent situées entre la gestion active et la gestion passive. Dès lors, nous commencerons cette revue de littérature par l'analyse des articles traitant de l'opposition entre ces deux types de stratégies. Ces stratégies justifient leur existence par le fait que les indices pondérés à la capitalisation seraient inefficaces, et qu'il serait possible d'obtenir une surperformance grâce à des moyens de pondération alternatifs, nous analyserons donc ensuite la littérature traitant de l'inefficience des indices cap-weighted. Nous terminerons cette revue de littérature par l'analyse d'articles traitant de la performance des stratégies Smart Beta, et de la persistance de la performance des fonds d'investissement de manière plus générale.

2.1. Stratégies actives et stratégies passives

La gestion de portefeuille se divise en deux grandes catégories, la gestion passive, et la gestion active. La gestion passive repose sur l'Hypothèse d'Efficienne des Marchés (Fama, 1970). En effet, si l'hypothèse d'efficience des marchés est vérifiée dans la réalité, le prix des actifs reflète entièrement et à tout moment toute l'information publique et privée, il n'est donc pas possible d'obtenir un rendement supérieur à celui du marché.

Sharpe, dans « The Arithmetic of Active Management » (1991) définit un investisseur passif comme suit :

« A passive investor always holds every security from the market, with each represented in the same manner as in the market. Thus if security X represents 3 per cent of the value of the securities in the market, a passive investor's portfolio will have 3 per cent of its value invested in X. Equivalently, a passive manager will hold the same percentage of the total outstanding amount of each security in the market. » (Sharpe, 1991).

Le marché étant par exemple, l'indice S&P500. Sharpe (1991) définit également un investisseur actif, comme toute personne détenant un portefeuille différent de l'investisseur passif. Étant donné que ces investisseurs ont tendance à investir dans des actifs qu'ils estiment sous-évalués, et que la perception de la valeur de ces actifs peut changer rapidement, ils ont tendance à exécuter plus de transactions et sont donc qualifiés d'investisseurs actifs.

Le débat entre gestion active et gestion passive a déjà fait l'objet de nombreux ouvrages dans la littérature financière. La plupart des études comparant la performance des fonds actifs et des fonds passifs concluent qu'après coûts, les fonds actifs performant en moyenne moins bien.

Sharpe (1966), trouve que la performance ajustée au risque de la moyenne des fonds qu'il a sélectionnés, est inférieure à la performance ajustée au risque de l'indice Dow Jones Industrial sur une période d'un an.

Jensen (1967), sur les fonds qu'il a étudié durant la période 1945-1964, conclut également que *« not only that these 115 mutual funds were on average not able to predict security prices well enough to outperform a buy-the-market and-hold policy, but also that there is very little evidence that any individual fund was able to do significantly better than that which we expected from mere random chance. »*

Blake, Elton et Gruber (1993), après avoir étudié la performance de 46 fonds composés d'obligations, sur une période de 10 ans, concluent que les fonds d'obligations performant moins bien que leurs indices de référence, et que la différence de performance est approximativement égale aux frais de gestion.

Malkiel (1995) conclut également que, sur les fonds qu'il a étudiés entre 1971 et 1991, la plupart ont eu une performance inférieure à leur indice de référence. De nouveau Malkiel (2003), avance que les stratégies passives ont une performance supérieure aux stratégies actives, qu'il s'agisse de petites, moyennes, ou grandes capitalisations, pour les fonds d'actions comme pour les fonds d'obligations. En 2013, Malkiel considère, comme Blake, Elton et Gruber (1993) que la différence de performance entre les fonds passifs et les fonds actifs est à peu près égale à la différence de frais de gestion.

Carhart (1997) trouve également que les fonds essayant de « timer » le marché n'obtiennent pas de rendements supérieurs (« timer » le marché consiste à essayer de prédire les orientations du marché et à investir en fonction.). French (2008), avance qu'un investisseur aurait augmenté son return annuel moyen de 67 points de base (0.67%) en préférant une stratégie passive à une stratégie active. Plus récemment, McMillan (2014) étudie la performance de plusieurs Hedge Funds

composés d'actions (long-short) du marché nord-américain. Il trouve également une sous-performance de ces Hedge Funds par rapport à un portefeuille théorique censé cloner la performance collective de ces Hedge Funds. Cette sous-performance se remarque surtout dans les périodes de stress du marché, ce qui suggère que la valeur ajoutée de la gestion active de ces managers se trouve surtout dans le fait de pouvoir parier sur les bons facteurs dans le long terme.

Malgré tout, certains chercheurs obtiennent des résultats positifs pour les stratégies actives. Ippolito (1989), après avoir étudié des fonds d'investissement sur une période de 20 ans (1965-1984) avance que, si l'on ne prend pas en compte les frais de gestion, la performance ajustée au risque des fonds d'investissement est semblable à celle des indices. Grinblatt et Titman (1989, 1993) arrivent globalement aux mêmes conclusions. Kacperczyk, Clemens et Sialm (2005) trouvent que les gestionnaires de portefeuilles qui concentrent leurs investissements dans un nombre limité de secteurs, obtiennent une performance ajustée au risque supérieure aux portefeuilles passifs les plus diversifiés.

Finalement, Cremers et Petajisto (2009), introduisent un nouveau type de mesure de l'activité des gestionnaires de portefeuille, l'«Active Share». L'Active Share mesure la déviation du portefeuille actif par rapport au portefeuille de marché passif (benchmark). Ils calculent l'Active Share pour des fonds américains entre 1980 et 2003 et trouvent que plus il est élevé, c'est-à-dire plus le gestionnaire compose un portefeuille différent du benchmark, plus le rendement est élevé. Ils concluent même que les fonds ayant l'Active Share le plus élevé surperforment le benchmark avant et après coûts, tandis que les fonds possédant un faible Active Share obtiennent une performance moindre.

Globalement, on peut quand même dire qu'en prenant en compte les frais de gestion, l'avantage va toujours aux stratégies passives. Mais si tant de recherches accablent les stratégies actives, pourquoi les investisseurs continuent-ils à investir dans ce genre de fonds, au lieu de simplement investir dans des fonds passifs ? Gruber (1996) apporte un élément de réponse. Selon lui, les investisseurs peuvent être répartis en deux catégories, les « unsophisticated investors » et les « sophisticated investors ». La performance des fonds est prévisible grâce à leur performance passée, les « sophisticated investors » sont donc capables de prédire la performance future des fonds et d'obtenir une surperformance, en allouant leurs ressources aux fonds pour lesquels les

prévisions sont favorables. Gruber appuie sa thèse sur le fait que les flux entrants et sortants dans les fonds étudiés sont en ligne avec les prévisions de performance. Il y aurait donc un intérêt, pour cette catégorie d'investisseurs, à opter pour les fonds actifs, si ceux-ci présentent effectivement une persistance positive de la performance.

2.2. Inefficiency des indices pondérés à la capitalisation

Malgré ces nombreuses études allant clairement dans le sens des stratégies passives, certaines recherches ont prouvé l'inefficience des indices pondérés à la capitalisation. Haugen et Baker (1991) ont notamment prouvé que, sur la période 1972-1989, il était possible de construire des portefeuilles avec un rendement supérieur ou égal à l'indice de marché Wilshire 5000, tout en ayant un risque significativement inférieur, et cela, même dans un marché efficient.

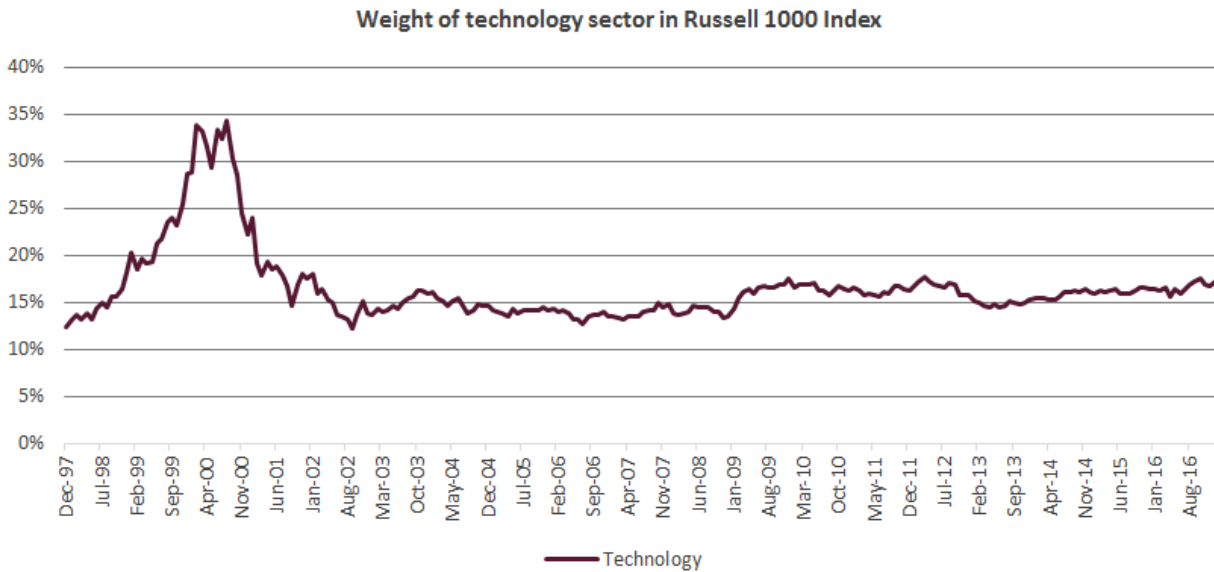
Hsu (2006), démontre également l'inefficience des portefeuilles pondérés à la capitalisation, et alloue cette inefficiency au fait que ce type de pondération est sujette à une surévaluation/sous-évaluation de certains actifs. Ses conclusions sont basées sur une comparaison entre la performance d'indices cap-weighted et la performance d'indices avec des caractéristiques similaires, mais une méthode de pondération alternative.

Le principal problème des indices cap-weighted, est que la capitalisation d'une entreprise dépend du sentiment des investisseurs, et qu'elle peut donc être sous-évaluée ou surévaluée. En effet, s'il existe plus d'acheteurs que de vendeurs pour une action, le prix de cette action va augmenter, et comme le nombre d'actions en circulation reste le même, la capitalisation de l'entreprise devient plus importante.

*Capitalisation boursière = Nombre d'actions en circulation * Prix de l'action*

Un indice cap-weighted peut donc connaître une pondération très importante par rapport à un secteur. Par exemple, lors de la bulle d'internet, l'indice Russel 1000 a connu une hausse très importante de sa pondération par rapport au secteur technologique, qui était surévalué. (Figure 2) La conséquence logique est que, lors de l'effondrement de la bulle internet (2000), l'indice Russel 1000 a connu une chute importante (Figure 3).

Figure 2: Hausse de la pondération des actions technologiques dans l'indice Russel 1000 durant la bulle internet



Source : FTSE Russel, data from December 31, 1997 to January 31, 2017. Past performance is no guarantee of future results. En ligne sur <https://www.ftserussell.com/files/research/anatomy-smart-beta> on 10/05/2019

Figure 3 : Cours de l'indice Russel 1000 de 1977 à 2013



Source : <http://finance.yahoo.com> , consulté le 10/05/2019

Dans un marché parfait, où les prix des actions intègrent en continu la totalité des informations publiques et privées, il serait impossible d'obtenir une performance ajustée au risque supérieure à celles des indices cap-weighted (Arnott, Kalesnik, Moghtader & Scholl, 2010). Mais malgré le fait que dans le passé, les stratégies actives n'ont pas réussi à obtenir une meilleure performance que les stratégies passives, l'Hypothèse d'Efficiency des Marchés (Fama, 1970) est un concept qui a été mis en doute à plusieurs reprises par les académiciens (Basu, 1977, Jensen, 1978, Banz, 1981, Beechey, Gruen & Vickery, 2000, Borges, 2010, Dockery & Kavussanos, 2010).

Revoyant la littérature, on comprend rapidement que la raison d'existence de ces stratégies smart-beta est l'inefficience des indices pondérés à la capitalisation. Cette inefficience s'explique par la sur/sous-représentation dans l'indice, d'entreprises sur/sous-évaluées. Si l'hypothèse d'efficience des marchés était vérifiée, les prix des actifs financiers refléteraient leur juste valeur, il n'y aurait donc pas de sur/sous-évaluation.

2.3. Performance des stratégies Smart Beta

Étant donné que le Smart Beta a maintenant quelques années d'existence, il est intéressant de se pencher sur la performance de ces stratégies, afin de voir si elles peuvent réellement apporter une plus-value par rapport aux indices traditionnels, ou même par rapport aux stratégies actives. Plusieurs études ont été réalisées à ce sujet.

Selon Malkiel (2014), dans « Is Smart Beta Really Smart », ces stratégies n'ont de smart que leur marketing. Certaines parviennent en effet à obtenir une surperformance par rapport à leur indice de référence, mais cette surperformance n'est attribuable qu'au risque excédentaire pris par l'investisseur.

Philips, Bennyhoff, Kinniry, Schangler et Chin (2015) analysent la performance de plusieurs fonds Smart Beta entre 2010 et 2015. Ils concluent que les indices boursiers devraient uniquement être pondérés à la capitalisation, et que les stratégies Smart Beta devraient être considérées comme des stratégies actives à cause du tracking-error généré par leur méthodologie. Ils concluent également que le rendement excédentaire obtenu par ces stratégies est souvent attribuable à une plus grande exposition aux facteurs de risque.

En 2015, Glushkov publie « How Smart are Smart Beta ETFs » dans lequel il compare les stratégies Smart Beta avec trois types de benchmark, le benchmark des ETFs observés tel que renseigné par le vendeur de l'ETF, un benchmark ajusté au risque et un benchmark mixte. Neuf des quinze catégories de stratégies Smart Beta ont obtenu une meilleure performance que leur indice de référence sur la période 2003 – 2014. Seulement un des ETFs a obtenu une surperformance significative par rapport à l'indice ajusté au risque, et aucun des ETFs n'a surperformé le benchmark mixte. Glushkov conclut également que les ETFs Smart Beta ont tendance à être composés d'entreprises plus petites (Glushkov, 2015).

En 2016, Arnott, Beck et Kalesnik (et West pour le premier) écrivent trois articles sur les stratégies Smart Beta. Dans le premier, « How Can Smart Beta Go Horribly Wrong » les auteurs concluent que la bonne performance des stratégies Smart Beta est en partie attribuable aux changements de valorisation. Si l'on retire cet effet de changement de valorisation, la performance est moins bonne. Le second article « To Win with « Smart Beta » Ask If the Price Is Right », les auteurs constatent que les valorisations de la plupart des stratégies sont au-dessus de leur moyenne historique. Dans leur troisième et dernier article, « Timing 'Smart Beta' Strategies ? Of Course ! Buy Low, Sell High », les auteurs confirment globalement leurs opinions du premier et du second article, en avançant que certaines stratégies peuvent délivrer une surperformance, mais que beaucoup de ces stratégies ont bien performé dans le passé à cause de leur popularité et que cette surperformance n'est pas structurelle. Les auteurs conseillent aux investisseurs de se tourner vers les stratégies présentant deux caractéristiques, un alpha structurel (qui n'est pas gonflé par les multiples de valorisation) et un « discount » par rapport aux prix passés.

Si pour l'opposition entre les stratégies actives et les stratégies passives, le consensus était sans appel, concernant la comparaison entre les stratégies Smart Beta et leur indice de référence, les résultats semblent moins clairs et plus mitigés, même si l'on peut quand même dire qu'en moyenne, les indices traditionnels semblent toujours difficiles à battre.

2.4. Persistance de la performance

La persistance de la performance des ETFs Smart Beta n'ayant pas encore été étudiée dans la littérature, nous nous concentrerons sur les articles traitant de la persistance de la performance des fonds d'investissement composés d'actions.

La première étude sur le sujet est celle de Sharpe (1966) qui utilise son ratio (ratio de Sharpe) pour analyser la performance des fonds. Il les classe ensuite en deux périodes, 1944-1953 et 1954-1963 et il arrive à la conclusion qu'il existe une relation positive entre les résultats des fonds sur les deux périodes, il y a donc persistance de la performance.

Grinblatt et Titman (1992) effectuent une régression linéaire sur les rendements excédentaires de 279 fonds d'investissement, en régressant les rendements de la seconde période sur ceux de la première période. Ils observent que les fonds qui ont bien performé sur la première période ont également tendance à réitérer cette performance lors de la période suivante et inversement. Il y a donc une persistance positive de la performance, liée à l'habilité des gestionnaires de fonds à surperformer le marché. Il est donc intéressant pour un investisseur de s'intéresser à la performance passée d'un fonds pour en prédire la performance future.

Hendricks, Patel, & Zeckhauser (1993) utilisent des tableaux de contingence pour analyser les rendements et les Alpha de Jensen des fonds qu'ils étudient, ils concluent qu'il y a une différence de performance ajustée au risque comprise entre 6% et 8% entre les fonds qui ont bien performé durant la première période et ceux qui ont mal performé durant cette même période. Comme pour les auteurs précédents, il y a donc une persistance positive de la performance.

Carhart (1997) reconnaît qu'il existe une persistance de la performance des fonds d'investissement et tente d'en trouver les raisons. Il conclut que ce ne sont pas les compétences des gestionnaires de portefeuille qui expliquent la persistance de la performance des fonds d'investissements, mais bien les facteurs tels que le momentum, et également la différence de frais de gestion et de transaction.

Finalement, des études plus récentes ont également été faites. Bollen & Busse (2004), en utilisant des rendements journaliers sur des périodes trimestrielles, concluent qu'il y a une persistance de

la performance sur des courtes périodes (trimestrielles) mais que cette persistance disparaît lorsqu'on étudie des périodes plus longues. Kosowski, Timmermann, Wermers, & White (2007) utilisent une méthode de bootstrap et trouvent qu'il existe une persistance de la performance des fonds Growth américains. Mamaysky, Spiegel & Zhang (2006) utilisent différents modèles statistiques et concluent également qu'il existe une persistance de la performance des fonds d'investissement américains qu'ils ont étudiés.

2.5. Conclusion

Récapitulons. A ce stade, nous avons clairement démontré que, dans le long-terme, la majorité des chercheurs concluent que les stratégies passives surperforment les stratégies actives, mais est-ce pour autant qu'il est impossible d'obtenir une meilleure performance que les indices cap-weighted ? Si les frais de gestion ont souvent été mis en cause dans cette sous-performance, pourquoi ne pas simplement se tourner vers un autre type de stratégie passive, ou du moins quasi-passive ? Il est fort à parier que c'est peut-être l'idée qui a traversé l'esprit des premières personnes qui se sont intéressées aux stratégies proposant une pondération alternative.

Nous avons également vu que, malgré cette force des stratégies passives, les indices pondérés à la capitalisation sont considérés comme inefficients par bon nombre d'académiciens, car la capitalisation est sujette aux sentiments des investisseurs, et que par conséquent, la pondération des actifs surévalués dans un indice cap-weighted peut devenir trop importante.

Afin de voir si les stratégies Smart Beta présentaient un avantage par rapport aux autres, nous avons fait une revue de littérature et nous avons pu comprendre que les résultats des études ayant porté sur le sujet étaient mitigés, même s'ils semblent toujours pencher en faveur des indices cap-weighted.

Finalement, la majorité des études sur la persistance de la performance avancent qu'il existe une persistance de la performance des fonds d'investissements. Il nous est pour le moment impossible de dire si c'est également le cas pour les stratégies Smart Beta car aucun des articles scientifiques que nous avons étudiés ne traite de ce sujet.

Le fait que les résultats des études sur le Smart Beta soient mitigés, mais que l'industrie soit en perpétuelle croissance est très intéressant et intrigant. La prochaine partie de ce travail a pour but de faire un état des lieux sur le marché du Smart Beta. Nous décrirons les différentes sous-catégories de stratégies existantes et les illustrerons par des exemples afin de mieux comprendre les tendances et les acteurs de cette industrie.

Chapitre 2 : Le marché des stratégies Smart Beta

1. Etat des lieux de l'industrie Smart Beta

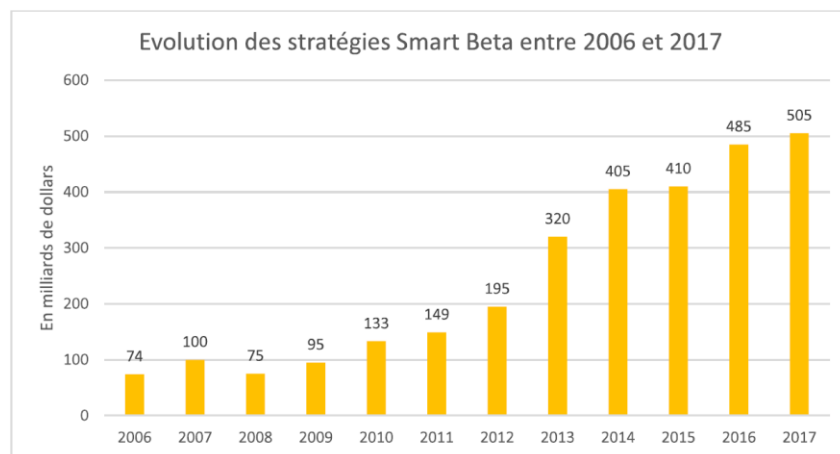
Dans les années 1970 – 1980, un nombre grandissant de recherches académiques démontrent des résultats contradictoires avec l'Hypothèse d'Efficiencia des Marchés (Basu, 1977, Banz, 1981). Il est difficile de retracer avec précision l'histoire des stratégies Smart Beta, ou même de trouver le premier fonds de la sorte. Cependant, même si les stratégies Smart Beta sont surtout connues depuis les années 2000, on peut trouver quelques exemples bien avant.

En effet, on trouve déjà une trace conceptuelle de ces stratégies dans un article de Stephen Ross datant de 1976, qui associe des primes de rendement aux différents facteurs de risque (value, low volatility...). (Kahn & Lemmon, 2016). Lancés quelques années auparavant, les fonds « Bionic Betas » de la firme Rosenberg font la couverture du magazine *Institutional Investor* en mai 1978. Au début des années 1990, Goldman Sachs a géré un ETF du S&P500 pondéré par les profits, tout comme Global Wealth Allocation de 1999 à 2003 (Arnott, Hsu, Moore, 2005).

Ces dernières années, les discussions sur le Smart Beta se sont intensifiées. On trouve de plus en plus d'articles, scientifiques ou non, traitant du sujet. Selon Brent Leadbetter, de Research Affiliates, “*Weighing companies by economic scale instead of market capitalization is not a new idea, this is likely the index Benjamin Graham would have built if he had a computer*”. (Conway, 2014). Plus récemment encore, Kahn et Lemmon (2016), qualifient le Smart Beta d'innovation disruptive, c'est-à-dire une innovation qui ne répond pas à une demande des clients, mais bien à un besoin dont ils n'étaient pas conscients, ce besoin étant un rendement supérieur pour un risque moindre, déduction faite des coûts de transaction et de gestion. En quelque sorte, ces stratégies créent un nouveau marché. Ils prédisent même qu'à l'avenir, la gestion active de portefeuille sera divisée en deux catégories bien distinctes ; le Smart Beta, avec des frais moindres, et les produits « Pure Alpha » à des frais plus élevés, qui seraient mis en place seulement par quelques managers possédant des capacités de recherche et d'ingénierie financière au-dessus de la moyenne. Selon eux, un gestionnaire d'actifs ne devrait pas tenter de faire à la fois du Smart Beta et du Pure Alpha mais seulement se concentrer sur une des deux stratégies. (Kahn & Lemmon, 2016)

Au niveau des volumes, les stratégies Smart Beta connaissent une croissance sans précédent depuis plusieurs années, la Figure 4 retrace cette évolution. En mai 2019, la valeur totale des actifs sous gestion dans des ETFs Smart Beta était de 562,663 millions de dollars, (Figure 5) ce qui représente à peu près 10% du marché total des ETFs. La quantité d'actifs sous gestion dans les ETFs Smart Beta est donc environ 4,7 fois plus importante que dans les fonds actifs traditionnels. En 2016, la firme de gestion d'actifs BlackRock prédisait que le montant total d'actifs sous gestion dans des produits Smart Beta atteindrait 1 billion (mille milliards) de dollars d'ici 2020. BlackRock voyait même ce chiffre grimper jusqu'à 2,4 billions de dollars pour 2025, avec notamment une croissance importante des stratégies de basse volatilité. (Rivas, 2016) Au vu des chiffres de 2019, il semble que ces prédictions étaient un peu trop optimistes. Néanmoins il est indéniable que les stratégies Smart Beta ont une importance considérable dans le marché des ETF, et que leur croissance de ces dernières années est impressionnante. En effet, selon nos propres calculs basés sur les chiffres des Figures 4 et 5, le taux de croissance annuel composé des actifs sous gestion dans des produits Smart Beta entre 2010 et 2019 est de 17,38%.

Figure 4 : Evolution des stratégies Smart Beta entre 2016 et 2017 en milliards de dollars



Source : Wagner, O., (2018), Données du 17/01/2017 extraites de Bloomberg :
<https://www.bloomberg.com/news/videos/2017-01-17/smart-beta-etfs-hit-500-billion>

Tableau 1: Répartition entre les différentes stratégies d'ETFs (en millions de \$)

Type de Stratégie	Assets Under Management (Million \$)	%
Traditional Beta	4,689,047	85.3%
Smart Beta	562,663	10.2%
Active	119,286	2.2%
Other	129,298	2.4%
Total	5,500,294	100.0%

Source : Données du 10/05/2019, extraites de <https://www.firstbridgedata.com/>

Cette croissance de l'industrie et de sa popularité est la principale motivation de ce travail. Au point suivant de ce chapitre, nous verrons quelles sont les différentes sortes de stratégies qui existent à l'heure actuelle, et nous verrons à quels types de besoins des investisseurs elles peuvent répondre.

2. Description des différentes stratégies Smart Beta

Nous allons maintenant dresser un panel des différentes stratégies smart-beta existantes. Pour illustrer les stratégies, nous fournirons des exemples d'indices, et d'ETFs utilisant ces stratégies, lorsque cela est possible. En effet, la plupart des stratégies ont été étudiées, élaborées ou modélisées par les chercheurs du monde académique, mais certaines de ces stratégies ne servent de base à aucun indice ou produit d'investissement. Les informations concernant les stratégies des indices et ETFs, qui permettent de les classer dans les catégories, proviennent en majorité du site internet etfdb.com. Le tableau 2, qui se situe au point 3 de ce chapitre, reprend tous les ETFs, indices et fonds cités en exemple, et fournit quelques statistiques descriptives. A chaque fois qu'un exemple de fonds ou d'indice sera cité dans ce point, le lecteur pourra se référer au tableau 2 du point 3 « Statistiques descriptives » pour obtenir des informations détaillées.

Le but de cette partie est d'informer le lecteur sur les différents types de stratégies, et non de faire une analyse détaillée de chacune d'entre elles. Pour cette raison, les spécificités techniques ne seront pas pleinement détaillées. Pour plus d'information, le lecteur pourra consulter la littérature référenciée. La méthode de classification utilisée sera la même que Chow, Hsu, Kalesnik & Little (2011), en distinguant ;

- (i) Les stratégies de pondération heuristique : basées sur des règles simples.
- (ii) Les stratégies d'optimisation de la pondération : plus complexes à mettre en place, elles nécessitent l'aide d'un solveur.

Il s'agit d'une méthode de classification arbitraire dont le but est de faciliter la lecture, en distinguant les stratégies plus simples des plus complexes.

2.1. Stratégies de pondération heuristique

2.1.1. Pondération égale ou Equal Weight

La méthode de pondération égale assigne un poids identique à chaque action constituant l'index.

$$Index = \sum_{i=1}^n w_i x_i \text{ où } w_i = \frac{1}{n}$$

La pondération égale donne la possibilité aux investisseurs d'obtenir une plus grande exposition aux entreprises de petite taille, étant donné que chaque constituant de l'indice aura le même poids. En effet dans les indices pondérés à la capitalisation, les plus grandes entreprises seront plus représentées car leur capitalisation sera plus importante. L'intérêt de cette méthode est que la performance ajustée au risque des petites capitalisations a tendance à être supérieure à celle des grandes capitalisations (Banz, 1981, Reinganum, 1981).

Concernant la composition de l'indice, dans leurs recherches, Arnott, Kalesnik, Moghtader et Scholl (2010) construisent trois indices différents. Le premier est composé des entreprises ayant les plus grosses capitalisations (tout comme les indices pondérés à la capitalisation). Un poids égal est ensuite donné à chaque entreprise dans l'indice. En réalité, la plupart des indices à pondération égale sont constitués de cette manière (MSCI World Equal Index, S&P500 Equal Weight Index). La deuxième méthode consiste à constituer l'indice en fonction des facteurs fondamentaux (qui seront expliqués dans le point suivant), pour donner un poids identique à chaque entreprise par la suite. La troisième méthode est un mix des deux précédentes, elle consiste à combiner les classements des 2 méthodes précédentes afin d'en faire une moyenne, un poids égal est ensuite attribué aux 1000 actions restantes.

Il existe des variantes à la pondération égale (Chow, Hsu, Kalesnik & Little, 2011). La méthode de pondération égale « risk-cluster » consiste à trier les actions par secteur et par pays, pour ensuite donner un poids égal à chaque cluster (secteur/pays) dans l'indice. QS Investors', avec leur Diversification Based Investing (DBI), utilise notamment ce type de stratégie. Sans entrer dans les détails, les stratégies « Maximum Deconcentration » sont également une variante des stratégies de pondération égale, prenant en compte des contraintes qui peuvent être relatives à la liquidité, au taux de rotation du portefeuille, au tracking-error ou à la concentration dans les secteurs/pays.

L'indice « S&P Equal Weight Index » est un indice à pondération égale, dont les constituants sont les mêmes que dans l'indice S&P500. Chaque constituant affiche un poids fixe de 0.2% ; la somme des poids des 500 constituants est de cette manière égale à 100%. Le « Invesco S&P500 Equal Weight (RSP) » (*tableau 2*) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « S&P Equal Weight Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice (finance.yahoo, 2019).

2.1.2. Pondération par les fondamentaux ou « Fundamental »

La méthode de pondération par les fondamentaux consiste à classer les entreprises selon leur taille fondamentale. Quatre facteurs entrent en considération : les ventes, les cash-flows, la valeur comptable et les dividendes. Ces quatre facteurs sont utilisés, premièrement, pour sélectionner les 1000 plus grosses entreprises, ensuite, un poids relatif à la taille de leurs facteurs respectifs est assigné à chaque entreprise dans l'indice (Arnott, Hsu & Moore, 2005). Par exemple, pour un indice fondamental utilisant la valeur comptable comme facteur, on sélectionne les 1000 entreprises du marché ayant les valeurs comptables les plus importantes, ensuite, un poids w_i est attribué à l'entreprise x_i , où w_i est égal à la valeur comptable de l'entreprise, divisée par la somme des valeurs comptables des constituants de l'indice. Pour illustrer, supposons que la valeur comptable de x_i soit égale à 10, et que la somme des valeurs comptables des constituants de l'indice soit égale à 100, le poids de l'entreprise dans l'indice correspondra à $w_i = 10/100 = 10\%$.

Il est donc possible de construire un indice par facteur. Citons à titre d'exemple, un indice dont le poids des 1000 entreprises générant les dividendes les plus élevés serait pondéré selon ces mêmes dividendes. Il est également possible de créer un indice multi-facteurs (indice composé), en attribuant un poids égal à chaque facteur.

L'indexation fondamentale entend remédier au biais suivant : dans un cap-weighted index, si l'hypothèse d'efficience des marchés n'est pas vérifiée, et que le prix d'une action est, par exemple, surévalué (le prix de l'action est supérieur à sa juste valeur), le poids de cette action dans l'indice sera trop important. La pondération par les fondamentaux permettrait donc d'éliminer le biais de sur/sous-pondération des actions sur/sous-évaluées, en se basant sur des facteurs tels que les ventes, les cash-flows, la valeur comptable et les dividendes, qui ne dépendent pas des sentiments des investisseurs au contraire de la capitalisation.

Le « FTSE RAFI™ US 1000 Index » est un indice de type fondamental, développé par FTSE International Limited et Research Affiliates LLC, qui sélectionne les 1000 plus grosses entreprises américaines sur base des quatre facteurs que sont les ventes, les cash-flows, la valeur comptable et les dividendes. Il s'agit donc d'un indice multi-facteurs. Le poids de chaque action est ensuite pondéré par ces facteurs. Le « Invesco FTSE RAFI US 1000 ETF (PRF) » (*tableau 2*) est un ETF,

dont l'indice sous-jacent est le « FTSE RAFI™ US 1000 Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice (finance.yahoo.com, 2019).

2.1.3. Low/high beta

Concernant les stratégies low-beta, leur raison d'existence est que les actions avec un beta faible ont tendance à obtenir des rendements supérieurs à ceux prédits par le CAPM (Haugen & Heins, 1975). Un beta inférieur à 1 signifie que, durant la période observée, le cours de l'action a eu tendance à augmenter moins fort que son indice de référence durant les mouvements haussiers, et à diminuer de manière moins importante lors des tendances baissières.

L'indice « FTSE Developed ex US Low Beta Equal Weight Index » est un indice low beta, dont la méthodologie consiste à sélectionner des actions ayant un beta faible, pour ensuite donner un poids égal à chaque action dans l'indice. Il s'agit donc d'un mélange entre une stratégie low-beta et une stratégie de pondération égale. L'indice se concentre sur les pays en voie de développement, en excluant les Etats-Unis (etfdb.com, 2019). Le « Invesco FTSE International Low Beta Equal Weight (IDLB) » (*tableau 2*) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « FTSE Developed ex US Low Beta Equal Weight Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice.

Les stratégies high beta permettent quant à elles de bénéficier d'une amplification des mouvements positifs du marché. Le « S&P500 High Beta Index » est constitué des 100 entreprises du S&P500 ayant les betas les plus élevés (etfdb.com, 2019). Le « Invesco S&P500 High Beta ETF (SPHB) » (*tableau 2*) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « S&P500 High Beta Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice.

2.1.4. Reverse cap-weighted

Le poids d'un actif dans un indice pondéré à la capitalisation peut être défini comme :

$$MC w_i = MC_i / \sum_{j=1}^n MC_j$$

Où MC signifie « market capitalization », et w_i est le poids d'un actif i dans l'indice.

Dans un indice « Reverse cap-weighted », le poids d'un actif peut être défini comme :

$$RCW\ w_i = \left(\frac{1}{MC_i}\right) / \left(\sum_{i=1}^{500} 1/MC_i\right)$$

Où RCW signifie « Reverse cap-weighted ». La pondération d'un actif dans un « Reverse cap-weighted » sera donc l'inverse de sa pondération dans un indice pondéré à la capitalisation. Par exemple, au lieu d'avoir un poids de 3% dans l'indice S&P500, Apple aurait un poids de 0.006% (Blank, Duan, 2017). Cette méthode implique donc de se baser sur un indice cap-weighted afin de mettre en place la stratégie. Comme pour les stratégies de pondération égale, ou encore les stratégies low-beta, l'intérêt des stratégies RCW réside dans la tendance des petites capitalisations à obtenir une performance ajustée au risque supérieure à celle des grandes capitalisations. (Banz, 1981, Reinganum, 1981).

Ce type d'indexation nécessite naturellement un rebalancement continu. On peut notamment citer le « Reverse Cap Weighted US Large Cap Index », qui donne à chaque action une pondération inverse à sa pondération dans un cap-weighted index. Le « Reverse Cap Weighted U.S. Large Cap ETF (RVRS) » (*tableau 2*) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « Reverse Cap Weighted US Large Cap Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice.

2.2. Stratégies d'optimisation de la pondération

L'optimisation Moyenne-Variance suit la logique de la Théorie du Portefeuille Moderne (Markowitz, 1952). Théoriquement, si l'on connaît les espérances de rendement de toutes les actions ainsi que leur matrice de covariance, on peut constituer des portefeuilles optimaux en termes de performance ajustée au risque. Néanmoins, ces deux variables sont difficiles à estimer. Chopra et Ziemba (1993) ont démontré que des erreurs (même petites) dans l'estimation de ces deux paramètres peuvent lourdement affecter la performance ajustée au risque.

2.2.1. Maximum Diversification

Ici, l'objectif de la stratégie est, comme son nom l'indique, de créer un portefeuille le plus diversifié possible. Pour ce faire, un indice de diversification (DI), défini comme la distance entre

la somme des volatilités des constituants, et la volatilité du portefeuille, est utilisé. (Amenc, Goltz, Martellini, 2013).

$$DI \left\{ \frac{\sum_i w_i \sigma_i}{\sqrt{\sum_{i,j} w_i w_j \sigma_{ij}}} \right\}$$

Où w_i est le poids d'un actif dans le portefeuille, σ_i est sa volatilité et σ_{ij} la covariance entre les actifs i et j . Choueitafy et Coignard (2008) ont utilisé cet indice de diversification dans le cadre d'une optimisation de portefeuille afin de créer un indice « Maximum Diversification Ratio ».

L'indice « TOBAM Maximum Diversification USA » est basé sur cette stratégie. Il utilise un modèle quantitatif afin de créer un indice composé de moyennes et de larges capitalisations américaines, tout en maximisant le ratio de diversification (etfdb.com, 2019). Le « Nationwide Maximum Diversification U.S. Core Equity (MXDU) » (tableau 2) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « TOBAM Maximum Diversification USA », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice (etf.com, 2019).

2.2.2. Variance minimum

Partant du constat que les espérances de rendement des actions sont difficiles à estimer, Chopra et Ziemba (1993) émettent l'hypothèse simplificatrice que toutes les actions ont la même espérance de rendement. Suivant cette hypothèse, le portefeuille optimal est donc celui qui minimise le risque. L'objectif des stratégies de variance minimum, introduites à partir de 1990, est d'offrir un meilleur profil risque-rendement, en diminuant le risque du portefeuille, sans changer les espérances de rendement. Cette stratégie se justifie par l'anomalie de faible volatilité (Haugen & Heins, 1975, Baker & Haugen, 2012). Historiquement, les actions possédant une faible volatilité ont surperformé les actions à haute volatilité. Ces types de portefeuilles se construisent sans lien avec un indice de référence.

Pour un portefeuille à 2 actifs, l'équation de la minimisation de la variance du portefeuille peut se traduire par (1.4) :

$$\text{Min} \left(\sigma^2(r_p) \right) = w^2 \sigma^2(r_a) + (1 - w)^2 \sigma^2(r_b) + 2w(1 - w) \times \text{cov}(r_a, r_b)$$

Où $\sigma^2(r_i)$ correspond à la variance de l'actif i et w correspond au poids de l'actif a .

Concernant la construction de ce type d'indice, dans leurs recherches, Arnott, Kalesnik, Moghtader et Scholl (2010) minimisent le risque absolu du portefeuille, en se basant sur des mesures de risque prenant en compte les taux d'intérêts, le prix du pétrole, la région géographique, le secteur, sa taille, l'espérance de rendement et de croissance, tels que calculés par le « Northfield global risk model », un modèle permettant de faire des prévisions de risque à un an (Northfield, 2017). L'indice MSCI World Minimum Volatility Index, lancé en 2008, utilise cette stratégie.

Les stratégies de variance minimum peuvent être divisées en 3 catégories : Global Minimum Variance, Maximum Decorrelation et Diversified Minimum Variance (Amenc, Goltz & Martellini, 2013). Cependant, dans la pratique, on ne trouve pas d'indices ou d'ETFs basés sur les stratégies Maximum Decorrelation et Diversified Minimum Variance, elles ne restent que des concepts théoriques.

i. Global Minimum Variance (GMV)

Les GMV sont des stratégies dont l'unique but est de minimiser la volatilité. Les seules données nécessaires sont donc la volatilité des actions et leur matrice de covariance. Chan, Karceski et Lakonishok (1999) rapportent que ces stratégies mènent à une forte concentration du portefeuille dans les « utility stocks » (les entreprises actives dans les secteurs de l'énergie, du gaz, de l'électricité et autres, connus et favorisés par les investisseurs pour leur stabilité relative, notamment due au fait que les services/produits qu'ils proposent sont généralement de première nécessité). Le moyen le plus intuitif permettant de palier à ce biais, est la mise en place de contraintes de concentration (par exemple, la concentration du portefeuille dans un secteur donné ne peut dépasser 10%).

Le « MSCI USA Minimum Volatility Index » est un indice de variance minimum, il tente de minimiser le risque absolu du « MSCI USA Index » (sous certaines contraintes). Le « iShares Edge MSCI Min Vol USA (USMV) » (tableau 2) est un ETF, dont l'indice sous-jacent est le « MSCI

USA Minimum Volatility Index », l'ETF tente donc de répliquer la performance de l'indice. (etfdb.com, 2019).

ii. Maximum Decorrelation

Une alternative à ces contraintes, proposée par Christoffersen, Errunza, Jacobs & Xisong (2010), est de partir de l'hypothèse que toutes les actions ont la même volatilité. Par conséquent, le seul facteur à prendre en compte pour la minimisation de la volatilité du portefeuille, est la corrélation entre les actions. Les portefeuilles basés sur cette hypothèse sont appelés « Maximum Decorrelation ». A ce jour, il semble qu'aucun indice ou autre produit financier ne soit basé sur cette stratégie.

iii. Diversified Minimum Variance

Une autre alternative est de poser l'hypothèse que toutes les corrélations entre les actions sont égales à 0. Dans ce cas, on obtient un portefeuille « Diversified Minimum Variance » où chaque poids d'un actif est inversement proportionnel à sa variance (Amenc, Goltz & Martellini, 2013). A ce jour, il semble qu'il n'y ait pas de cas concret d'indice ou d'ETFs faisant l'hypothèse de corrélations égales à 0. Les stratégies Diversified Minimum Variance restent donc pour le moment au stade de concept académique.

2.2.3. Risk Parity (RP) (ou Equal Risk Contribution (ERC))

Par opposition aux stratégies de pondération égale, dont l'objectif est d'assigner à chaque action un poids identique dans l'indice, l'objectif des stratégies RP/ERC est que chaque action présente dans l'indice, contribue à un même nombre d'unités de risque. Qian (2005) ainsi que Maillard,

Roncalli et Teiletche (2010) suggèrent de former un portefeuille RP/ERC en choisissant le poids w_i tel que pour tout i, j :

$$p_i = p_j \leftrightarrow w_i \frac{\partial \sigma_p}{\partial w_i} = w_j \frac{\partial \sigma_p}{\partial w_j}$$

Où p_i représente la contribution de l'action i au risque total du portefeuille. Le fonds d'investissement « Wealthfront Risk Parity Fund Class W (WFRPX) » (tableau 2) est basé sur cette stratégie.

2.2.4. Maximum Sharpe Ratio (MSR)

Dans leurs recherches, Amenc, Goltz, Martellini et Retkowsky (2011) avancent que les investisseurs sont plus inquiétés par les pertes que par les gains, et que par conséquent, la prime de risque des actions devrait se baser sur la semi-volatilité (les mouvements de prix négatifs ou « downside risk ») plutôt que sur la volatilité, qui prend en compte les mouvements de prix tant positifs que négatifs. Cela implique donc que les espérances de rendement sont proportionnelles au « downside risk ». Cette hypothèse est à la base des « EDHEC-Risk Efficient Equity Indices ». Concernant la méthodologie de ces indices, les auteurs ont donc trié les actions selon leur « downside risk » et ont formé des groupes de risques. Ils ont ensuite défini le risque d'une action comme étant la médiane du groupe de risque auquel elle appartient. Sur cette base, ils ont créé un portefeuille maximisant le ratio de Sharpe. Dans leur portefeuille, les auteurs ont posé comme contrainte que le poids d'une action doit être compris entre 0.05% et 0.2% du poids total du portefeuille. Une conséquence de cette approche est que les actions possédant une faible volatilité seront sous-représentées dans l'indice.

Les indices EDHEC illustrent parfaitement ce type de stratégie : *“The FTSE EDHEC-Risk Efficient Index Series, launched in association with EDHEC-Risk Institute (EDHEC-Risk), is based on all constituent securities in the FTSE All-World Index Series. Constituents' weights result from EDHEC-Risk's portfolio optimisation, which targets improvements in efficiency for a broad market index by maximising the Sharpe ratio”*. (ftserussel.com, s.d.). Le « FTSE EDHEC Risk-Efficient Developed Ex US Index (EDHDXUS) » (tableau 2) a pour stratégie la maximisation du ratio de Sharpe sur base des constituants du « FTSE Developed Ex US ». Il s'agit bien d'un indice et ce n'est donc pas un produit d'investissement.

3. Statistiques descriptives

Cette partie a pour but de donner quelques statistiques descriptives sur les différents exemples employés dans la partie précédente de ce travail pour illustrer les stratégies décrites.

Tableau 2 : Récapitulatif des exemples d'ETFs et d'indices suivant les stratégies Smart Beta

Ticker	RSP	PRF	IDLB	SPHB	RVRS	MXDU	USMV	EDHDX US	WFR PX	S&P500
Product type	ETF	ETF	ETF	ETF	ETF	ETF	ETF	Index	Fund	Index
Strategy	Equal	Fundamental	Low Beta	High Beta	Reverse	Max. Divers.	Min. Vol.	Max. Sharpe	Risk-Parity	Cap-weighted
Date of Screening	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19	24-07-19
Date of Inception	30-04-03	19-12-05	05-11-15	05-05-11	01-11-17	18-09-17	18-10-11	17-10-12	22-01-18	03-04-57
Inception Price (\$)	25,25	49,64	25,06	24,08	15,02	25	25,31	239,01	10	386,36
Daily Avg. Vol.	915.956	176.421	15.294	164.902	7.536	2.419	3.623.960	N.A.	N.A.	3.5 E09
Prev. Close (\$)	109,45	118,47	27,97	43,87	17,02	29,64	63,10	325,83	10,10	3005,47
52 Wk. Range	85,04 - 109,74	94,88 - 118,85	24,93 - 29,28	32,55 - 45,04	13,43 - 17,09	24,10 - 29,82	49,28 - 63,53	290,42 - 350,12	8,08 - 10,3	2351,1 - 3014,3
Return (1Y)	6,91%	4,95%	-2,89%	0,54%	4,38%	5,31%	16,64%	-6,31%	11,03%	6,83%
σ (1Y)	0,009	0,009	0,008	0,014	0,009	0,008	0,007	0,007	0,007	0,010
Sharpe (1Y)	5,30	3,29	-6,21	-1,07	2,49	3,88	20,47	-12,45	12,27	4,95

Sources : Bloomberg, Yahoo Finance, Barchart, données du 24/07/2019

La majorité des ETFs ont été trouvés sur le site internet etfdb.com, sauf pour l'indice EDHDXUS qui a été trouvé sur le site internet ftserussel.com, et le fonds WFRPX, sur le site internet finance.yahoo.com. Ils ont été choisis car ils illustraient les stratégies expliquées. Toutes les données de prix, ainsi que les dates et prix d'introduction et les volumes proviennent également des sites internet finance.yahoo.com et barchart.com (pour l'indice EDHDXUS). Les données de volume pour les produits EDHDXUS et WFRPX n'étaient pas disponibles. Concernant le volume du S&P500, il correspond à la somme des volumes de ses constituants. Comme nous n'avons pas

sélectionné que des indices/fonds « total return », il est possible que certains des fonds aient procédé à des distributions de dividendes ou autre. C'est pourquoi nous avons choisi de nous baser sur le « Adjusted close price », qui prend en compte les éventuelles distributions. De cette manière, il nous est plus facile de comparer les produits entre eux.

Nous avons donc téléchargé les prix quotidiens sur une période de 1 an s'étalant du 23/07/2018 au 23/07/2019. Sur base de ces prix, nous avons trouvé les valeurs minimales et maximales afin de constituer un « range ». Nous avons calculé le rendement total des fonds sur la période ainsi que les rendements journaliers. Sur base de ces rendements journaliers, nous avons calculé la volatilité des fonds sur 1 an comme étant l'écart-type des rendements à la moyenne. Pour le calcul du ratio de Sharpe, nous avons utilisé un taux sans risque de 2,04%, ce qui correspond au rendement des obligations d'état américaines à 10 ans (^TNX), ces données ont été extraites du site internet finance.yahoo.com le 05/07/2019. Les valeurs extrêmes prises par certains ratios de Sharpe peuvent s'expliquer par deux points. Premièrement, comme les rendements sont calculés de manière journalière, la volatilité est probablement plus basse que pour des rendements hebdomadaires. En effet il y a plus de chances que le prix ait fortement variés entre 2 semaines qu'entre 2 jours. Deuxièmement, la période étudiée étant assez courte, un fonds ayant très bien performé sur les 12 derniers mois aura tendance à avoir un ratio de Sharpe assez élevé.

4. Conclusion

Dans un premier temps. Ce second chapitre nous a permis de cerner les origines du Smart Beta et de nous rendre compte de l'ampleur de la croissance de cette industrie. Ensuite, nous avons dressé un panel des stratégies existantes à ce jour dans la littérature et dans le marché, afin de mieux comprendre l'intérêt qu'elles portent.

La suite de ce travail aura pour but d'analyser la performance et la persistance de la performance de certains actifs utilisant ces stratégies, pour ensuite comparer les résultats obtenus avec ceux de la littérature existante et en tirer des conclusions.

Chapitre 3 : Étude empirique

A ce stade, nous avons vu que la majorité des articles de la littérature financière tirent la conclusion que les stratégies passives, en termes de performance ajustée au risque, obtiennent des rendements supérieurs aux stratégies actives. Les articles traitant de la performance des stratégies Smart Beta arrivent également à cette conclusion, en moyenne, ils ne surperforment pas le marché. Néanmoins, nous avons également vu que beaucoup d'académiciens continuent à affirmer que les indices cap-weighted sont inefficients, et que d'un point de vue purement théorique, les stratégies Smart Beta pourraient remédier à cette inefficience. De plus, grâce à notre analyse de l'industrie, nous avons pu voir que la quantité d'actifs sous gestion de ces stratégies augmente à un rythme effréné depuis 2010 et est aujourd'hui 4 fois plus importante que pour les fonds gérés de manière active. La description des stratégies nous a également permis de voir que d'un point de vue théorique, certaines de ces stratégies entendent en effet remédier aux problèmes de la pondération à la capitalisation.

Cette opposition entre des résultats décevants constatés dans la littérature, mais une industrie en pleine croissance, est interpellant et motive l'étude empirique de ce travail. Dans un premier temps, nous allons donc sélectionner un ensemble de fonds Smart Beta et les analyser afin de voir s'ils présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du marché. Nous testerons ensuite si leur performance est persistante, comme on pourrait le prédire après avoir analysé la littérature.

1. Données

1.1. Collecte des données

Pour tester la performance des fonds Smart Beta, ainsi que la persistance de cette performance, nous avons décidé de nous concentrer sur des fonds américains pour deux raisons. Premièrement, la majorité des ETFs Smart Beta sont américains, et deuxièmement, nous pouvons de cette manière choisir un seul et unique indice de référence commun, défini comme le marché. En effet, nous aurions pu comparer chaque ETF avec son propre indice de référence tel que renseigné sur le site internet ETF.com, mais il aurait été impossible de comparer les ETFs entre eux sur base de leur surperformance si cette surperformance ne se fait pas sur un indice commun.

L'indice de référence qui sera utilisé dans le cadre de nos recherches est le S&P500, un indice américain couvrant approximativement 80% de la capitalisation du marché américain, la valeur totale des actifs utilisant le S&P500 comme indice de référence est d'approximativement 3,400 milliards de dollars (us.spindices.com, 2019). Le choix de cet indice se justifie par le fait qu'il est représentatif du marché américain, où sont actifs les ETFs que nous étudierons, mais également par le fait que le S&P500 est pondéré à la capitalisation, ce qui nous permettra donc de voir s'il y a une surperformance des stratégies Smart Beta par rapport aux stratégies traditionnelles.

Nous avons donc sélectionné les ETFs sur le site internet ETF.com. Un tri a été effectué afin qu'il ne reste que les ETFs américains existant depuis plus de cinq ans et étant considérés comme entrant dans la catégorie « Smart Beta ». Les ETFs Equal Weight et Fundamental Weight étant les plus nombreux, nous avons décidé de nous concentrer exclusivement sur ceux-ci afin d'évaluer la performance et la persistance de la performance des fonds Smart Beta. Nous avons gardé seulement les ETFs pour lesquels au moins 99% des données de prix étaient disponibles. Notre échantillon final est donc constitué de 42 fonds Equal Weight et de 13 fonds Fundamental, ce qui correspond à un total de 55 fonds Smart Beta. La liste des fonds est disponible en Annexe 1.

Nous avons extrait les données de Bloomberg, qui sont donc les prix des ETFs, nous avons utilisé la fonction `DIVIDEND_ADJ_LAST_PX_OVERRIDE`, qui permet de tenir compte des éventuels dividendes et autres distributions afin de pouvoir comparer tous les ETFs entre eux. Il est également important de mentionner que les prix utilisés ne prennent pas en compte les frais de

gestion, qui peuvent être différents pour chaque fonds, et qui peuvent avoir une importance significative sur la performance d'un investissement.

Afin d'avoir une taille d'échantillon significative sur une période assez longue pour attester de la persistance de la performance, nous avons choisi des données hebdomadaires sur une période de cinq ans (allant du 24/12/2013 au 02/01/2019), comme c'est souvent le cas dans la littérature financière. Si pour un des fonds, un prix n'était pas disponible pour une des dates de l'échantillon, nous avons fait une extrapolation linéaire et ce prix a donc été remplacé par une moyenne du prix de la semaine précédente et de la semaine suivante.

Les fonds sélectionnés étant tous des fonds actifs depuis plus de cinq ans, notre échantillon est soumis au Survivorship Bias : « *Survivorship bias is the tendency to view the fund performance of existing funds in the market as a representative comprehensive sample. Survivorship bias can result in the overestimation of historical performance and general attributes of a fund.* » (Investopedia, 2017)

1.2. Statistiques descriptives

Les tableaux 3 et 4 ci-dessous reprennent quelques statistiques descriptives sur les rendements des stratégies Equal Weight et Fundamental respectivement. Ces statistiques nous permettent de nous faire une première idée de la performance de ces produits sur la période étudiée (24/12/2013 – 02/01/2019). Il s'agit d'illustrations dont la significativité n'a pas été testée statistiquement. Le détail des statistiques descriptives se trouve dans l'annexe 2.

Tableau 3 : Statistiques descriptives sur les fonds suivant la stratégie Equal Weight

	EQUAL WEIGHT					
	# OBS	MOYENNE	MEDIANE	MIN	MAX	DEV. STANDARD
Rendement total (5Y)	42	0,236	0,282	-0,846	1,160	0,408
Rendement annualisé	42	0,029	0,051	-0,312	0,166	0,095
Volatilité (Ecart-type 5Y)	42	0,025	0,022	0,013	0,053	0,010
Variance (5Y)	42	0,001	0,001	0,000	0,003	0,001
Beta (Hebdomadaire - 5Y)	42	1,102	1,063	0,366	1,790	0,294
Beta ajusté	42	1,068	1,042	0,577	1,527	0,196

Source : Bloomberg

Tableau 4 : Statistiques descriptives sur les fonds suivant la stratégie Fundamental

	FUNDAMENTAL					
	# OBS	MOYENNE	MEDIANE	MIN	MAX	DEV. STANDARD
Rendement total (5Y)	13	0,237	0,245	-0,050	0,417	0,122
Rendement annualisé	13	0,043	0,045	-0,010	0,072	0,021
Volatilité (Ecart-type 5Y)	13	0,020	0,020	0,016	0,028	0,004
Variance (5Y)	13	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000
Beta (Hebdomadaire - 5Y)	13	1,066	1,074	0,907	1,212	0,107
Beta ajusté	13	1,044	1,049	0,938	1,141	0,071

Source : Bloomberg

2. Méthodologie

2.1. Calcul des rendements et tests de normalité

Sur base des données hebdomadaires extraites de Bloomberg sur une période de cinq ans, nous allons calculer les rendements des ETFs sélectionnés de la manière suivante :

$$r_{i+1} = \left(\frac{p_{i+1} - p_i}{p_i} \right)$$

Où p_i est le prix de clôture ajusté aux dividendes pour le jour i . Nous avons décidé de calculer les rendements de cette manière car nous avons constaté que c'était souvent le cas dans la littérature financière. Nous aurions également pu les calculer de manière logarithmique, mais étant donné que nous ne devons pas les sommer, cela n'aurait pas eu d'intérêt spécifique dans le cadre de notre travail.

Pour pouvoir effectuer des tests statistiques paramétriques, nous allons vérifier que les rendements des fonds suivent une distribution normale. En effet des rendements distribués de manière non-normale peuvent biaiser les résultats des tests statistiques (Ghasemi, Zahediasl, 2012, Park, 2015). Nous utiliserons les tests de Anderson-Darling (Anderson, Darling, 1954) et Shapiro Wilk (Shapiro, Wilk, 1965). Les hypothèses seront les suivantes :

H0 : La variable dont provient l'échantillon suit une loi normale

H1 : La variable dont provient l'échantillon ne suit pas une loi normale

Le niveau de significativité alpha sera de 5%, si la p-value du test est inférieure à 0,05, on pourra rejeter l'hypothèse H0 et retenir l'hypothèse H1.

2.2. Performance ajustée au risque

Afin de mesurer la performance ajustée au risque des stratégies étudiées, nous utiliserons trois ratios différents, le ratio de Sharpe, le ratio de Sortino et l'Alpha de Jensen. Nous comparerons ensuite les ratios des ETFs Smart Beta avec ceux de leur indice de référence, le S&P500, afin de

voir si les stratégies Smart Beta présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du marché.

Les ratios de performance ajustée au risque que nous utiliserons requièrent tous l'utilisation d'un taux sans risque, R_f , nous utiliserons le rendement des obligations d'état américaines à 10 ans (^TNX), qui est égal à 2,04% au 05/07/2019. Ce choix est justifié car la totalité des ETFs sélectionnés sont américains. Les données ont été extraites du site internet finance.yahoo.com.

2.2.1. Ratio de Sharpe

Le ratio de Sharpe, créé en 1966 par William F. Sharpe, permet de mesurer la rentabilité d'un portefeuille par rapport à un actif sans risque, en fonction du risque total pris par le portefeuille (mesuré par la volatilité). Le ratio de Sharpe s'écrit :

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

Où R_p est le rendement du portefeuille, R_f est le rendement du taux sans risque et σ_p est la volatilité, qui est égale à l'écart-type des rendements du portefeuille. Le numérateur représente donc l'excédent du portefeuille par rapport à l'actif sans risque, tandis que le dénominateur représente la volatilité du portefeuille. (Bodson *et al*, 2010) Dans notre cas il ne s'agira pas d'un portefeuille mais de plusieurs actifs étudiés individuellement. Pour R_p , nous utiliserons donc le rendement annualisé des cinq dernières années, tandis que pour σ_p , nous utiliserons la volatilité (l'écart-type des rendements) des cinq dernières années. Finalement, nous comparerons les ratios de Sharpe des ETFs étudiés avec celui de l'indice de référence (S&P500) afin de voir si les stratégies présentent une performance ajustée au risque supérieure à l'indice, et si cette différence est statistiquement significative au seuil de 5%.

2.2.2. Ratio de Sortino

Le ratio de Sortino est une variante du ratio de Sharpe, où la volatilité totale (qui se situe au dénominateur) est remplacée par la volatilité à la baisse. Contrairement au ratio de Sharpe, le ratio de Sortino ne prend donc pas en compte la volatilité à la hausse, le « upside risk », mais

uniquement la volatilité à la baisse, le « downside risk » comme une mesure du risque du portefeuille. Le ratio de Sortino s'écrit :

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sqrt{SV(R_L)}}$$

Où R_p est le rendement du portefeuille, R_f est le rendement du taux sans risque et $SV(R_L)$ est la semi-variance du portefeuille, qui n'est donc calculée que sur les rendements à la baisse du portefeuille. (Bodson *et al*, 2010) Comme pour le ratio de Sharpe, pour R_p , nous utiliserons le rendement annualisé des cinq dernières années, tandis que le dénominateur sera égal à l'écart type des rendements se situant sous le seuil acceptable, que nous définirons comme étant zéro. Finalement, nous comparerons les ratios de Sortino des ETFs étudiés avec celui de l'indice de référence (S&P500) afin de voir si les stratégies présentent une performance ajustée au risque supérieure à l'indice, et si cette différence est statistiquement significative au seuil de 5%.

2.2.3. Alpha de Jensen

L'alpha de Jensen mesure l'excédent de rentabilité d'un actif (déduit du taux sans risque) par rapport à son rendement prédit par le CAPM. L'alpha de Jensen s'écrit :

$$\partial_t = [E_t(R_{p,t}) - R_f] - \beta_p[E_t(R_{m,t}) - R_f]$$

Où $E_t(R_{p,t})$ est le rendement moyen annualisé de l'actif sur la période considérée, $E_t(R_{m,t})$ est le rendement moyen annualisé du marché ou du benchmark sur la période considérée et β_p est la sensibilité des rendements de l'actif aux variations du benchmark. (Jensen, 1968, 1972) Dans notre cas, nous utiliserons le beta ajusté que nous aurons calculé en suivant la même méthodologie que Bloomberg. Le beta ajusté est une estimation du beta futur, qui a pour hypothèse que le beta d'un actif va converger avec celui du marché dans le futur (guides.lib.byu.edu, 2019).

$$\beta_{ajusté} = \left(\left(\frac{2}{3} \right) * \beta \right) + \frac{1}{3}$$

Pour en revenir sur l'équation de base de l'Alpha de Jensen, de manière simplifiée, $[E_t(R_{p,t}) - R_f]$ est la rentabilité de l'actif étudié diminué du taux sans risque, et $\beta_p[E_t(R_{m,t}) - R_f]$ est la rentabilité de l'actif telle que prédite par le CAPM, toujours diminué du taux sans risque. L'alpha de Jensen fournit donc un résultat exprimé en pourcentage, positif ou négatif, qui est la différence entre le rendement effectif de l'actif avec son rendement prédit par le CAPM. Si le résultat est 0%, cela signifie que le rendement de l'actif est égal à son rendement tel que prédit par le CAPM. Nous testerons donc si les Alpha de Jensen des stratégies étudiées sont significativement supérieurs à 0. Si c'est le cas, et si cette différence est statistiquement significative au seuil de 5%, nous pourrions conclure à une performance ajustée au risque supérieure à celle du marché, étant donné que l'Alpha de Jensen du marché sera toujours égal à 0.

2.2.4. Test de significativité

Afin de déterminer si les médianes des rendements des fonds sont supérieures à la médiane des rendements du S&P500, nous utiliserons le test des rangs signés de Wilcoxon, un test non-paramétrique qui ne nécessite pas une distribution normale, au cas où les résultats du test de normalité seraient négatifs, comme c'est souvent le cas pour les variables financières. Le test des rangs signés de Wilcoxon s'effectue sur la médiane (contrairement aux tests paramétriques qui se font sur la moyenne), il constitue une bonne alternative au test T de Student en cas de non-normalité de la distribution, notamment grâce au fait qu'il est moins sensible aux valeurs extrêmes (Wild, 1997). Les tests seront effectués dans Excel grâce au logiciel XLSTAT (Addinsoft, 2019). Ce test nous permettra d'évaluer si, pour les 2 types de stratégies et les 3 ratios étudiés, la médiane des ratios est plus élevée que le ratio du benchmark, le S&P500, à un seuil de significativité de 5%. Les hypothèses seront les suivantes :

H_0 : La médiane des fonds est égale à la médiane du benchmark

H_1 : La médiane des fonds est supérieure à la médiane du benchmark

Si la p-value est inférieure à l'alpha de 0,05, on pourra rejeter H_0 et affirmer que les fonds présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du marché sur base du ratio étudié. Dans le cas contraire, on ne pourra pas rejeter H_0 .

2.3. Persistance de la performance

Étant donné le petit nombre d'observations pour les stratégies Fundamental (13), les tests de persistance de la performance seront effectués sur l'ensemble des 55 fonds. Nous ne diviserons pas l'échantillon en stratégies Equal et stratégies Fundamental comme pour la performance ajustée au risque. Nous effectuerons les tests de persistance de la performance sur quatre variables, les rendements, le ratio de Sharpe, le ratio de Sortino et l'Alpha de Jensen.

2.3.1. Test « Winner-Loser » et tests statistiques associés

Goetzmann et Ibbotson (1994) ont développé ce genre de test non-paramétrique de mesure de la persistance de la performance. Dans leur article « *Do winners repeat ?* » (1994), Goetzmann et Ibbotson analysent les rendements mensuels de 728 fonds d'investissement sur des périodes successives de deux ans allant de 1976 à 1988. Les auteurs classent donc les fonds dans un tableau divisé en quatre catégories ; WW, LL, WL, LW. WW signifiant Winner-Winner, WL signifiant Winner-Loser et ainsi de suite. Le tableau 5 est un exemple illustrant ce concept.

Tableau 5 : Exemple de test Winner-Loser

		1982 - 1984	
		Winner	Looser
1980 - 1982	Winner	WW	WL
	Loser	LW	LL

Source : Goetzmann & Ibbotson, 1994

Grâce à ce test de persistance de la performance, les auteurs concluent qu'il est intéressant de s'intéresser à la performance passée des managers de fonds pour prédire leur performance future. En effet, une partie statistiquement significative des managers de fonds ayant surperformé dans la période passée, surperforment dans la période suivante en termes de rendement brut et d'Alpha de Jensen. Les auteurs reconnaissent cependant que le biais du survivant influence les résultats.

Malkiel (1995), utilise également un test de type "Winner-Loser" pour évaluer la persistance de la performance des fonds d'actions qu'il a étudié sur la période 1971-1991. Ce test lui permet

également de constater un « Hot Hand Phenomenon », les fonds ayant surperformé dans la période précédente ont à nouveau tendance à surperformer, parallèlement les fonds ayant eu une mauvaise performance ont tendance à la réitérer dans la période suivante. Les résultats sont statistiquement significatifs pour huit périodes sur dix.

Dans le cadre de ce travail, nous utiliserons les tests « Winner-Loser » pour voir si les fonds Smart Beta ayant surperformé leur indice de référence ont tendance à réitérer cette surperformance, et si ceux qui ont sous-performé, ont également tendance à réitérer cette sous-performance. Nous allons donc diviser notre échantillon en deux parties d'approximativement deux ans et demi chacune, la première allant du 24/12/2013 au 22/06/2016, et la deuxième allant du 22/06/2016 au 02/01/2019. Nous construirons un tableau similaire au tableau 5. Tout comme Vidal-Garcia (2013), nous utiliserons ensuite trois tests statistiques différents (détaillés dans la prochaine partie de ce travail) pour tester la robustesse de nos résultats, le Log Odds Ratio, le test Chi-Square et un test binomial. Cette méthodologie est également suivie par Wagner (2017).

A. Log Odds Ratio

“An odds ratio (OR) is a measure of association between an exposure and an outcome. The OR represents the odds that an outcome will occur given a particular exposure, compared to the odds of the outcome occurring in the absence of that exposure. Odds ratios are most commonly used in case-control studies, however they can also be used in cross-sectional and cohort study designs as well (with some modifications and/or assumptions).” (Can Acad, 2015)

Ce test est donc souvent utilisé pour des tableaux 2 x 2 comme le nôtre, c'est un bon outil permettant de trouver des associations entre des variables. Pour des échantillons de petite taille comme le nôtre, il est préférable d'utiliser un Log Odds Ratio pour éviter un problème de « skewness ». Le LOR sera donc calculé comme étant égal à :

$$LOR = LN \left(\frac{WW \times LL}{LW \times WL} \right)$$

L'écart-type sera calculé de la manière suivante :

$$\sigma_{LOR} = \sqrt{\frac{1}{WW} + \frac{1}{WL} + \frac{1}{LW} + \frac{1}{LL}}$$

Un OR égal à 1 signifie que le résultat de la période précédente n'a pas d'influence sur le résultat de la période suivante. Un OR plus petit que 1 signifie une persistance négative de la performance, et un OR plus grand que 1 signifie une persistance positive de la performance. (Can Acad, 2015) Etant donné que nous utilisons la version logarithmique du Odds Ratio, le Log Odds Ratio, si ce dernier est égal à 0, il y aura absence de persistance de la performance. S'il est positif, il y aura persistance positive de la performance et inversement. XLSTAT ne fournissant pas de p-value pour le calcul du LOR, nous utiliserons l'intervalle de confiance à 95%, si la borne inférieure de l'intervalle de confiance se situe au-dessus de 0, on pourra rejeter l'hypothèse nulle d'absence de la persistance de la performance.

B. Test Chi-Square

Ce test a été utilisé dans le cadre d'un test Winner-Loser pour la première fois par Kahn et Rudd (1995). La statistique Chi-Square est calculée de la manière suivante :

$$Chi = \frac{(WW - D1)^2}{D1} + \frac{(WL - D2)^2}{D2} + \frac{(LW - D3)^2}{D3} + \frac{(LL - D4)^2}{D4}$$

Où :

$$D1 = \frac{(WW + WL) \times (WW + LW)}{N}$$

$$D2 = \frac{(WW + WL) \times (WL + LL)}{N}$$

$$D3 = \frac{(LW + LL) \times (WW + LW)}{N}$$

$$D4 = \frac{(LW + LL) \times (WL + LL)}{N}$$

N est le nombre total de fonds. Etant donné qu'il n'y a que deux lignes et deux colonnes dans notre tableau, le degré de liberté du test sera égal à 1. Ce test permet de voir s'il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau. Les hypothèses seront les suivantes :

H_0 : Les lignes et les colonnes du tableau sont indépendantes

H_1 : Il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau

Si la p-value du test est inférieure à l'alpha de 0,05, on pourra rejeter H_0 et affirmer qu'il y a donc une persistance positive de la performance selon ce test.

C. Test Binomial

Malkiel (1995), utilise un test binomial $p > \frac{1}{2}$ afin de tester la significativité de la proportion de WW par rapport à (WW+WL).

$$Z = \frac{(y - np)}{\sqrt{np * (1 - p)}}$$

Où Z est une variable statistique suivant une distribution normale (0;1), si elle est supérieure à 0, on peut conclure à une persistance de la performance, y représente le nombre de WW, n le nombre de WL et p est égal à 0,5. La différence de ce test par rapport au Log Odds Ratio expliqué ci-dessus, est qu'il ne tient compte de la persistance de la performance que pour les fonds gagnants. Comme nous comparons les fonds Smart Beta avec le marché, nous sommes intéressés de savoir si certains fonds parviennent à battre le marché de manière persistante. Le fait de savoir si les fonds qui performant moins bien que le marché dans la première période, vont continuer à sous-performer dans la seconde période, nous semble moins intéressant. Il s'agira d'un test unilatéral à droite. Nous testerons donc ici le fait que la proportion de WW représente plus de la moitié de la quantité de (WW+WL) avec les hypothèses suivantes :

H_0 : La proportion de WW représente 50% de la proportion de (WW+WL)

H_1 : La proportion de WW représente plus de 50% de la proportion de (WW+WL)

Si la p-value du test se situe en dessous de l'alpha de 0,05, et la statistique Z au-dessus de 0, on pourra rejeter H_0 et affirmer qu'il y a donc une persistance positive de la performance selon ce test.

2.3.2. Régression paramétrique

La dernière analyse de notre travail sera donc une régression paramétrique des rendements totaux de la seconde période, allant du 29/06/2016 au 02/01/2019, sur les rendements totaux de la première période, allant du 24/12/2013 au 22/06/2016. Ce test peut être biaisé car il suppose des rendements distribués normalement. Les hypothèses seront les suivantes :

$$H_0: \beta = 0$$

$$H_1: \beta > 0$$

Si le coefficient de pente de la régression est positif et que les résultats sont statistiquement significatifs au seuil de 5%, on pourra rejeter H_0 et affirmer qu'il y a une persistance positive de la performance des fonds étudiés. (Grinblatt, Titman, 1992). L'équation de régression sera la suivante :

$$r_2 = \beta_0 + \beta_1 r_1 + e$$

Où r_1 et r_2 sont respectivement les rendements de la période précédente et de la période suivante, et où β_1 est le coefficient de pente. (Christensen, 2005). Nous analyserons également les R^2 afin de juger de la qualité de prédiction du modèle. Etant donné la probable forte corrélation entre les rendements et les ratios de performance ajustée au risque, nous ne ferons de régression paramétrique que sur les rendements.

3. Analyse des résultats et comparaison par rapport à la littérature existante

3.1. Test de normalité

Les tests de normalité effectués, Shapiro-Wilk et Anderson-Darling, ont démontré que la plupart des ETFs sélectionnés ont des rendements anormalement distribués. En effet, seulement 4 des variables étudiées ont une p-value supérieure à l'alpha de 0,05 pour le test de Shapiro-Wilk, contre 5 variables pour le test d'Anderson-Darling. En cumulant les résultats des deux tests, seulement 6 variables sur 55 (56 en incluant le benchmark) satisfont au moins un des deux tests de normalité. Les résultats des tests de normalité sont disponibles dans l'annexe 3.

Les tests statistiques paramétriques ont comme condition que les variables doivent suivre une loi normale. C'est pour cette raison que, pour tester la significativité des ratios de performance ajustée au risque, dans la suite de ce travail, nous utiliserons un test statistique non-paramétrique, le test des rangs signés de Wilcoxon (expliqué au point 2.2.4. de ce chapitre). Les tests non-paramétriques sont moins puissants car ils utilisent moins l'information contenue dans l'échantillon, mais ils ne requièrent pas des variables normalement distribuées. (Dzitiki & Girdler-Brown, 2017).

3.2. Performance ajustée au risque

Le tableau reprenant le détail de la performance ajustée au risque de tous les fonds étudiés se trouve dans l'annexe 4.

3.2.1. Stratégies Equal Weight

Le tableau 6 donne quelques statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Equal Weight. Le tableau 7 synthétise la performance ajustée au risque des stratégies Equal Weight. Les résultats des tests statistiques pour les stratégies Equal Weight se trouvent dans le tableau 8.

Tableau 6 : Statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Equal Weight

	EQUAL WEIGHT						BENCHMARK S&P500
	# OBS	MOYENNE	MEDIANE	MIN	MAX	DEV. STANDARD	
Sharpe	42	1,039	1,542	-6,327	4,956	2,605	2,632
Sortino	42	1,180	1,940	-9,130	6,058	3,582	2,989
Alpha Jensen	42	-0,039	-0,014	-0,396	0,090	0,099	0,000

Tableau 7 : Synthèse sur la performance ajustée au risque des stratégies Equal Weight

EQUAL	Sharpe	Sortino	Alpha Jensen	Total des 3 ratios
> Benchmark (>0 pour α)	11	13	16	11
< Benchmark (<0 pour α)	31	29	26	31

Ratio de Sharpe

La médiane des ratios de Sharpe des stratégies Equal Weight est positive à 1,542. Le ratio de Sharpe du S&P500 sur la même période est de 2,632. La p-value du test étant égale à 1, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle les ratios de Sharpe des stratégies Equal Weight sont égaux au ratio de Sharpe du S&P500, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Equal Weight présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du S&P500 sur base de ce ratio sur la période étudiée. Néanmoins, on peut constater que sur les 42

fonds suivant une stratégie Equal Weight, 11 ont obtenu un ratio de Sharpe supérieur à celui du S&P500.

Ratio de Sortino

La médiane des ratios de Sortino des stratégies Equal Weight est positive à 1,94. Le ratio de Sortino du S&P500 sur la même période est de 2,989. La p-value du test étant égale à 1, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle les ratios de Sortino des stratégies Equal Weight sont égaux au ratio de Sortino du S&P500, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Equal Weight présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du S&P500 sur base de ce ratio sur la période étudiée. Néanmoins, on peut constater que sur les 42 fonds suivant une stratégie Equal Weight, 13 ont obtenu un ratio de Sortino supérieur à celui du S&P500.

Alpha de Jensen

La médiane des Alpha de Jensen des stratégies Equal Weight est négative à -1,4%. La p-value du test étant égale à 0,99, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle la médiane des Alpha de Jensen des stratégies Equal Weight est égale à 0, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Equal Weight présentent une performance ajustée au risque meilleure que celle prédite par le CAPM. Néanmoins, on peut constater que sur les 42 fonds suivant une stratégie Equal Weight, 16 ont obtenu un Alpha de Jensen supérieur à 0.

Tableau 8 : Tests statistiques des rangs signés de Wilcoxon pour la performance ajustée au risque des stratégies Equal Weight

EQUAL	Sharpe	Sortino	Alpha de Jensen
V	167	223	270
Z	-3,56	-2,86	-2,28
p-value (unilatérale)	1,00	1,00	0,99
alpha	0,05	0,05	0,05

3.2.2. Stratégies Fundamental

Le tableau 9 donne quelques statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Fundamental. Le tableau 10 synthétise la performance ajustée au risque des stratégies Fundamental. Les résultats des tests statistiques pour les stratégies Equal Weight se trouvent dans le tableau 11.

Tableau 9 : Statistiques descriptives sur les différents ratios des stratégies Fundamental

	FUNDAMENTAL						BENCHMARK S&P500
	# OBS	MOYENNE	MEDIANE	MIN	MAX	DEV. STANDARD	
Sharpe	13	1,241	1,393	-1,103	2,834	1,085	2,632
Sortino	13	1,501	1,711	-1,690	3,340	1,342	2,989
Alpha Jensen	13	-0,024	-0,020	-0,081	0,004	0,023	0,000

Tableau 10 : Synthèse sur la performance ajustée au risque des stratégies Fundamental

FUNDAMENTAL	Sharpe	Sortino	Alpha Jensen	Total des 3 ratios
> Benchmark (>0 pour α)	2	2	3	2
< Benchmark (<0 pour α)	11	11	10	11

Ratio de Sharpe

La médiane des ratios de Sharpe des stratégies Fundamental est positive à 1,393. Le ratio de Sharpe du S&P500 sur la même période est de 2,632. La p-value du test étant égale à 0,998, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle les ratios de Sharpe des stratégies Fundamental sont égaux au ratio de Sharpe du S&P500, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Fundamental présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du S&P500 sur base de ce ratio sur la période étudiée. Néanmoins, on peut constater que sur les 13 fonds suivant une stratégie Fundamental, 2 ont obtenu un ratio de Sharpe supérieur à celui du S&P500. Ce qui représente un pourcentage moins élevé que pour les stratégies Equal Weight.

Ratio de Sortino

La médiane des ratios de Sortino des stratégies Fundamental est positive à 1,711. Le ratio de Sortino du S&P500 sur la même période est de 2,989. La p-value du test étant égale à 0,998, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle les ratios de Sortino des stratégies Fundamental sont égaux au ratio de Sortino du S&P500, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Fundamental présentent une performance ajustée au risque supérieure à celle du S&P500 sur base de ce ratio sur la période étudiée. Néanmoins, on peut constater que sur les 13 fonds suivant une stratégie Fundamental, 2 ont obtenu un ratio de Sortino supérieur à celui du S&P500. Ce qui représente également un pourcentage moins élevé que pour les stratégies Equal Weight.

Alpha de Jensen

La médiane des Alpha de Jensen des stratégies Fundamental est négative à -2%. La p-value du test étant égale à 0,997, l'alpha étant de 0,05, on ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle la médiane des Alpha de Jensen des stratégies Fundamental est égale à 0, et on ne peut donc pas affirmer que les stratégies Fundamental présentent une performance ajustée au risque meilleure que celle prédite par le CAPM. Néanmoins, on peut constater que sur les 13 fonds suivant une stratégie Fundamental, 3 ont obtenu un Alpha de Jensen supérieur à 0. Ce qui représente également un pourcentage moins élevé que pour les stratégies Equal Weight.

Tableau 11 : Tests statistiques des rangs signés de Wilcoxon pour la performance ajustée au risque des stratégies Fundamental

FUNDAMENTAL	Sharpe	Sortino	Alpha de Jensen
V	4	5	6
Z	-2,94	-2,87	-2,80
p-value (unilatérale)	0,998	0,998	0,997
alpha	0,05	0,05	0,05

3.2.3. Conclusion sur la performance ajustée au risque des stratégies Smart Beta

Nous avons constaté que, pour les stratégies Equal Weight, tout comme pour les stratégies Fundamental, nous ne pouvions pas conclure à une performance ajustée au risque supérieure à celle du marché. Néanmoins, les deux types de stratégies présentent des ratios de Sharpe et de Sortino positifs, ce qui signifie une performance supérieure à celle du taux sans risque. Ce n'est pas l'objet de cette étude, mais on peut également constater que les stratégies Equal Weight obtiennent des ratios de performance ajustée au risque supérieurs à ceux des stratégies Fundamental.

Les résultats que nous obtenons sont consistants avec ceux constatés dans littérature sur la performance des stratégies Smart Beta.

Malkiel conclut que même si certains ETFs Smart Beta parviennent à délivrer des rendements supérieurs à ceux du marché, c'est au coût d'un plus grand risque pris. Selon l'auteur, les périodes de surperformance de ce type de produit sont souvent suivies par des périodes de sous-performance, et les résultats obtenus en observant des produits réels diffèrent souvent des résultats obtenus par les académiciens, qui sont souvent basés sur des simulations. A cette sous-performance, il faut également ajouter les frais de gestion, qui sont plus élevés que pour des simples ETFs passifs suivant le marché. (Malkiel, 2014).

Glushkov, conclut également que 60% des ETFs étudiés obtiennent un rendement supérieur à leurs indices de référence, mais sur base d'une performance ajustée au risque, il n'y pas de preuve que les ETFs Smart Beta obtiennent une surperformance. (Glushkov, 2015).

Philips *et al.* (2015) concluent également que le rendement excédentaire de ces stratégies n'est attribuable qu'à une plus grande exposition à certains facteurs de risque.

Arnott, Beck et Kalesnik (et West pour le premier) (2016) publient également 3 articles qui mettent en garde les investisseurs contre les stratégies Smart Beta, selon eux, la récente bonne performance de ces stratégies ne serait due qu'à un effet de changement des valorisations, ils conseillent aux

investisseurs de se tourner vers d'autres produits d'investissement présentant une bonne performance structurelle.

3.3. Persistance de la performance

3.3.1. Test « Winner-Loser »

Pour rappel, le test Winner-Loser consiste à trier les fonds selon leur performance par rapport au benchmark S&P500 sur les deux périodes. La première période va du 24/12/2013 au 22/06/2016, et la deuxième va du 22/06/2016 au 02/01/2019. Ensuite nous testons s'il y a une persistance de la performance significative grâce aux trois tests statistiques expliqués précédemment.

3.3.1.1. Rendements

Le tableau 12 est le tableau de contingence qui synthétise les résultats du test Winner-Loser pour les rendements. Le tableau 13 reprend les résultats des 3 tests statistiques effectués.

L'intervalle de confiance à 95% pour le Log Odds Ratio est [0,285 ; 2,724]. Ce qui signifie qu'à un seuil de 5%, on peut affirmer que le Log Odds Ratio se situe au-dessus de 0. On peut donc rejeter l'hypothèse H_0 et affirmer que selon ce test, il y a une persistance positive de la performance.

La p-value du test Chi-Square est égale à 0,015 et est donc inférieure à l'alpha de 0,05. A un seuil de 5%, on peut donc rejeter H_0 et affirmer qu'il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau. Selon ce test, les rendements de la première période ont donc une influence sur les rendements de la seconde période, il y a persistance positive de la performance.

Le test binomial nous donne une proportion de WW de 47,4% par rapport à (WW+WL). La statistique Z est de -0,229 et donc inférieure à 0, et la p-value du test est de 0,591 et donc supérieure à l'alpha de 0,05. Selon le test binomial, on doit donc accepter H_0 et rejeter l'hypothèse de persistance positive de la performance.

Tableau 12 : Test Winner-Loser – Rendements – Tableau de contingence

RENDEMENTS		2ème période	
		Winner	Loser
1ère période	Winner	WW 9	WL 10
	Loser	LW 6	LL 30

Tableau 13 : Test Winner-Loser – Rendements – Tests statistiques

Log Odds Ratio	
Log (Odds ratio)	1,504
Ecart-type	0,622
Borne inférieure 95%	0,285
Borne supérieure 95%	2,724

Chi-Square	
Khi ² (Valeur observée)	5,910
Khi ² (Valeur critique)	3,841
DDL	1,00
p-value	0,015
alpha	0,05

Test Binomial	
WW/(WW+WL)	47,4%
Différence	-0,026
z (Valeur observée)	-0,229
z (Valeur critique)	1,645
p-value (unilatérale)	0,591
alpha	0,05

3.3.1.2. Ratio de Sharpe

Le tableau 14 est le tableau de contingence qui synthétise les résultats du test Winner-Loser pour les ratios de Sharpe. Le tableau 15 reprend les résultats des 3 tests statistiques effectués.

L'intervalle de confiance à 95% pour le Log Odds Ratio est [0,781 ; 3,628]. Ce qui signifie qu'à un seuil de 5%, on peut affirmer que le Log Odds Ratio se situe au-dessus de 0. On peut donc rejeter l'hypothèse H0 et affirmer que selon ce test, il y a une persistance positive de la performance.

La p-value du test Chi-Square est égale à 0,002 et est donc inférieure à l'alpha de 0,05. A un seuil de 5%, on peut donc rejeter H0 et affirmer qu'il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau. Selon ce test, les ratios de Sharpe de la première période ont donc une influence sur les ratios de Sharpe de la seconde période, il y a persistance positive de la performance.

Le test binomial nous donne une proportion de WW de 44,4 % par rapport à (WW+WL). La statistique Z est de -0,471 et donc inférieure à 0, et la p-value du test est de 0,681 et donc supérieure à l'alpha de 0,05. Selon le test binomial, on doit donc accepter H0 et rejeter l'hypothèse de persistance positive de la performance.

Tableau 14 : Test Winner-Loser – Ratio de Sharpe – Tableau de contingence

SHARPE		2ème période	
		Winner	Loser
1ère période	Winner	WW 8	WL 10
	Loser	LW 3	LL 34

Tableau 15 : Test Winner-Loser – Ratio de Sharpe – Tests statistiques

Log Odds Ratio	
Log (Odds ratio)	2,205
Ecart-type	0,726
Borne inférieure 95%	0,781
Borne supérieure 95%	3,628

Chi-Square	
Khi ² (Valeur observée)	9,992
Khi ² (Valeur critique)	3,841
DDL	1,00
p-value	0,002
alpha	0,05

Test Binomial	
WW/(WW+WL)	44,4%
Différence	-0,056
z (Valeur observée)	-0,471
z (Valeur critique)	1,645
p-value (unilatérale)	0,681
alpha	0,05

3.3.1.3. Ratio de Sortino

Le tableau 16 est le tableau de contingence qui synthétise les résultats du test Winner-Loser pour les ratios de Sortino. Le tableau 17 reprend les résultats des 3 tests statistiques effectués.

L'intervalle de confiance à 95% pour le Log Odds Ratio est [0,115 ; 2,694]. Ce qui signifie qu'à un seuil de 5%, on peut affirmer que le Log Odds Ratio se situe au-dessus de 0. On peut donc rejeter l'hypothèse H0 et affirmer que selon ce test, il y a une persistance positive de la performance.

La p-value du test Chi-Square est égale à 0,033 et est donc inférieure à l'alpha de 0,05. A un seuil de 5%, on peut donc rejeter H_0 et affirmer qu'il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau. Selon ce test, les ratios de Sortino de la première période ont donc une influence sur les ratios de Sortino de la seconde période, il y a persistance positive de la performance.

Le test binomial nous donne une proportion de WW de 38,9 % par rapport à (WW+WL). La statistique Z est de -0,943 et donc inférieure à 0, et la p-value du test est de 0,827 et donc supérieure à l'alpha de 0,05. Selon le test binomial, on doit donc accepter H_0 et rejeter l'hypothèse de persistance positive de la performance.

Tableau 16 : Test Winner-Loser – Ratio de Sortino – Tableau de contingence

SORTINO		2ème période	
		Winner	Loser
1ère période	Winner	WW 7	WL 11
	Loser	LW 5	LL 32

Tableau 17 : Test Winner-Loser – Ratio de Sortino – Tests statistiques

Log Odds Ratio	
Log (Odds ratio)	1,404
Ecart-type	0,658
Borne inférieure 95%	0,115
Borne supérieure 95%	2,694

Chi-Square	
Khi ² (Valeur observée)	4,571
Khi ² (Valeur critique)	3,841
DDL	1,00
p-value	0,033
alpha	0,05

Test Binomial	
WW/(WW+WL)	38,9%
Différence	-0,111
z (Valeur observée)	-0,943
z (Valeur critique)	1,645
p-value (unilatérale)	0,827
alpha	0,05

3.3.1.4. Alpha de Jensen

Le tableau 18 est le tableau de contingence qui synthétise les résultats du test Winner-Loser pour les rendements. Le tableau 19 reprend les résultats des 3 tests statistiques effectués.

L'intervalle de confiance à 95% pour le Log Odds Ratio est [0,355 ; 2,912]. Ce qui signifie qu'à un seuil de 5%, on peut affirmer que le Log Odds Ratio se situe au-dessus de 0. On peut donc rejeter l'hypothèse H_0 et affirmer que selon ce test, il y a une persistance positive de la performance.

La p-value du test Chi-Square est égale à 0,011 et est donc inférieure à l'alpha de 0,05. A un seuil de 5%, on peut donc rejeter H_0 et affirmer qu'il existe un lien entre les lignes et les colonnes du tableau. Selon ce test, les rendements de la première période ont donc une influence sur les rendements de la seconde période, il y a persistance positive de la performance.

Le test binomial nous donne une proportion de WW de 44,4% par rapport à (WW+WL). La statistique Z est de -0,471 et donc inférieure à 0, et la p-value du test est de 0,681 et donc supérieure à l'alpha de 0,05. Selon le test binomial, on doit donc accepter H_0 et rejeter l'hypothèse de persistance positive de la performance.

Tableau 18 : Test Winner-Loser – Alpha de Jensen – Tableau de contingence

ALPHA		2ème période	
		Winner	Loser
1ère période	Winner	WW 8	WL 10
	Loser	LW 5	LL 32

Tableau 19 : Test Winner-Loser – Alpha de Jensen – Tests statistiques

Log Odds Ratio	
Log (Odds ratio)	1,633
Ecart-type	0,652
Borne inférieure 95%	0,355
Borne supérieure 95%	2,912

Chi-Square	
Khi ² (Valeur observée)	6,418
Khi ² (Valeur critique)	3,841
DDL	1,00
p-value	0,011
alpha	0,05

Test Binomial	
WW/(WW+WL)	44,4%
Différence	-0,056
z (Valeur observée)	-0,471
z (Valeur critique)	1,645
p-value (unilatérale)	0,681
alpha	0,05

3.3.2. Régression paramétrique

Les résultats de la régression linéaire se trouvent dans le tableau 20. Les R^2 de la régression se trouvent dans le tableau 21. Pour rappel, étant donné la distribution non-normale des rendements, les résultats de ce test peuvent être biaisés. Les hypothèses pour le test de régression étaient les suivantes :

$$H0: \beta_1 = 0$$

$$H1: \beta_1 > 0$$

Dans l'équation de régression :

$$r_2 = \beta_0 + \beta_1 r_1 + e$$

On constate que le coefficient β_1 est positif et égal à 0,698. La p-value du test statistique t étant inférieure à 0,0001 et donc inférieure à l'alpha de 0,05, on peut donc rejeter l'hypothèse 0, et affirmer que les rendements de la période précédente ont une influence sur les rendements de la période suivante. Les R^2 de la régression étant de 0,486, on peut affirmer que 48,6% de la variation de la variable dépendante (rendements de la seconde période) est expliquée par le modèle. Selon le test de régression paramétrique, on peut affirmer qu'il y a une persistance positive de la performance.

Tableau 20 : Régression linéaire

Source	Valeur	Erreur standard	t	Pr > t	Borne inférieure (95%)	Borne supérieure (95%)
Constante	0,000					
1st Period	0,698	0,098	7,139	< 0,0001	0,502	0,894

Tableau 21 : Régression linéaire, R^2

Observations	55
Somme des poids	55
R^2	0,486
R^2 ajusté	0,476

3.3.3. Conclusion sur la persistance de la performance

Les résultats simplifiés des tests Winner-Loser sont synthétisés dans le tableau 22. Les cases contiennent un « ✓ » lorsque le test nous indique une persistance positive de la performance, en cas de non-persistance, elles contiennent un « ✗ ». Pour rappel, les tests paramétriques supposent des rendements distribués normalement, les résultats de nos tests peuvent donc être biaisés.

Tableau 22 : Synthèse des tests de persistance de la performance

	Tests Winner-Loser			Régression paramétrique
	Log Odds Ratio	Chi-Square	Test Binomial	
Rendements	✓	✓	✗	✓
Ratio de Sharpe	✓	✓	✗	
Ratio de Sortino	✓	✓	✗	
Alpha de Jensen	✓	✓	✗	

Concernant les tests Winner-Loser, les Log Odds Ratio et les Chi-Square nous indiquent une persistance positive de la performance pour les quatre variables étudiées. Le test binomial ne nous permet pas de conclure à une persistance positive de la performance.

La régression linéaire, qui n'a été effectuée que sur les rendements, nous indique également une persistance positive de la performance.

De manière générale, nos résultats nous indiquent que sur les deux périodes de deux ans et demi chacune, on peut conclure à une persistance positive de la performance des 55 fonds Smart Beta étudiés. Nos résultats sont en lignes avec ceux de la littérature, pour rappel, la revue de littérature sur les tests de persistance de la performance des fonds d'investissement nous indiquaient également qu'en moyenne, les fonds présentent une persistance de la performance.

Sharpe (1966) arrivait aux mêmes résultats, de même que Grinblatt et Titman (1992), qui avaient également effectué une régression linéaire. Hendricks, Patel, & Zeckhauser (1993), grâce à des tableaux de contingence, arrivent aux mêmes conclusions. Goetzmann et Ibbotson (1994) et Malkiel (1995), à l'aide des mêmes tests Winner-Loser que ceux que nous avons utilisés, trouvent

également que les rendements de la première période ont une influence sur les rendements de la seconde période. Finalement, Carhart (1997) reconnaît également une persistance de la performance. Les fonds Smart Beta que nous avons étudiés ne dérogent donc pas à la règle.

Néanmoins, le test binomial étant le seul à ne prendre en compte que les fonds ayant surperformé le marché dans la première période, ces résultats sont à manipuler avec précaution. En effet, si parmi les fonds qui étaient Loser lors de la première période, on constate clairement que la plupart réitèrent cette sous-performance, le test binomial ne nous permet pas d'affirmer que parmi les fonds Winner de la première période, la majorité réitère cette surperformance.

4. Conclusion de l'étude empirique

Cette étude avait pour but d'étudier la performance et la persistance de la performance des stratégies Smart Beta. Elle était principalement motivée par le fait que l'industrie du Smart Beta est en perpétuelle croissance depuis de nombreuses années, mais que malgré cela, les résultats des études ayant testé ces stratégies, concluent qu'au final, elles ne présentent pas de performance ajustée au risque supérieure aux stratégies passives.

Concernant la performance ajustée au risque, nous avons décidé de nous focaliser sur 55 ETFs basés sur les stratégies Equal Weight et Fundamental. Nous avons donc étudié leur performance sur une période d'approximativement cinq ans allant du 24/12/2013 au 02/01/2019, et nous avons pu conclure qu'aucune de ces deux catégories n'obtenait de performance ajustée au risque supérieure à celle du S&P500. Nous avons ensuite constaté que nos résultats étaient alignés avec ceux de la littérature existante.

Concernant la persistance de la performance, les tests Winner-Loser (effectués pour les rendements, le ratio de Sharpe, le ratio de Sortino et l'Alpha de Jensen) ainsi que la régression paramétrique effectuée sur les rendements des 55 ETFs, nous ont permis de conclure à une persistance positive de la performance des fonds Smart Beta. A ce jour, nous n'avons pas trouvé d'étude sur la persistance de la performance des fonds Smart Beta. Nous avons donc mis nos résultats en lien avec ceux des études sur la persistance de la performance des fonds d'investissement et constaté qu'ils étaient semblables. Néanmoins, comme expliqué au point 4.3.3. de ce chapitre, ces résultats sont à manipuler avec précaution étant donné les résultats négatifs du test binomial.

Conclusion

Ce travail présente certaines limites. En effet, nous avons utilisé des tests paramétriques sur des variables distribués non-normalement, les résultats peuvent donc être biaisés. Notre étude empirique se base uniquement sur des fonds américains, avec un seul indice de référence, le S&P500, sur une période de cinq ans, il est soumis au biais du survivant. Il aurait été intéressant d'étudier les fonds sur une période plus longue. Il serait également intéressant de comparer la performance des fonds Smart Beta avec celles des fonds actifs traditionnels. Notre échantillon ne se compose que de 55 fonds, or, au 31/07/2019, 1041 ETFs Smart Beta sont recensés sur le site internet ETF.com. Notre analyse de la performance et de la persistance de la performance ne s'est concentrée que sur les fonds Equal Weight et Fundamental, les autres types de stratégies Smart Beta n'ont donc pas été analysées, leurs performances pourraient également être étudiées. Dernièrement, notre étude empirique se base sur une comparaison entre des ETFs, qui sont soumis à des frais de gestion, et un indice, qui n'est donc pas soumis à des frais de gestion. Il aurait été intéressant de comparer la performance des indices Smart Beta avec un indice de référence.

Même si le Smart Beta a énormément fait parler de lui ces dernières années, à l'heure actuelle, on ne peut pas encore parler de révolution, au contraire, la majorité des chercheurs (Malkiel, 2014, Glushkov, 2015, Philips *et al.*, 2015), affirment que les stratégies Smart Beta ne parviennent pas à délivrer une performance ajustée au risque supérieure à celle des stratégies passives. C'est d'ailleurs le cas de la majorité des stratégies actives, comme cela a été fréquemment démontré dans la littérature (Sharpe, 1966, Jensen, 1967, Blake, Elton & Gruber, 1993, Malkiel, 1995, 2003, 2013, Carhart, 1997, French, 2008, McMillan, 2014). Néanmoins, même si ces stratégies passives restent pour le moment difficiles à battre, nous avons vu que de nombreuses études ont démontré l'inefficience des indices boursiers pondérés à la capitalisation, sur lesquels bon nombre d'ETFs sont basés. (Haugen & Baker, 1991, Hsu, 2006). L'Hypothèse d'Efficiencia des Marchés, sur laquelle est basée le principe de pondération à la capitalisation, a également été critiquée par de nombreuses études (Basu, 1977, Jensen, 1978, Banz, 1981, Beechey, Gruen & Vickery, 2000, Borges, 2010, Dockery & Kavussanos, 2010).

Sur base de ces observations, il nous a semblé intéressant de nous pencher sur le marché du Smart Beta, et nous avons constaté deux choses. Premièrement, nous avons pu nous rendre compte de l'ampleur de la croissance de ce marché, dont la quantité d'actifs sous gestion a augmenté à un taux de croissance annuel composé de 17,38% de 2010 à 2019, pour atteindre 562 milliards de dollars en 2019, soit à peu près 4,7 fois plus que les fonds actifs. Deuxièmement, notre analyse des différentes sous-catégories de Smart Beta nous a permis de voir que, d'un point de vue théorique, certaines de ces stratégies représentent une alternative tout à fait crédible aux indices cap-weighted.

C'est ce paradoxe entre des résultats décevants constatés par les chercheurs, et malgré tout, un marché en croissance, ainsi qu'une légitimité théorique, qui a motivé notre étude empirique. Nous avons donc étudié la performance de 55 ETFs Smart Beta (Equal Weight et Fundamental), et nous avons conclu, comme les études précédentes, que les fonds Smart Beta ne présentent pas de performance ajustée au risque supérieure aux stratégies passives (S&P500 dans notre cas). Cependant, notre étude de la persistance de la performance, basée sur des tests Winner-Loser et une régression paramétrique, nous a montré que les fonds présentaient une persistance positive de la performance, ce qui est très intéressant.

En effet, même si en moyenne, les fonds sous-performent le marché, certains parviennent à obtenir une surperformance, qui est jugée comme persistante significativement. Étant donné la persistance de la performance des fonds Smart Beta, un « sophisticated investor » (Gruber, 1996), qui serait capable de prédire la performance future d'un fonds en analysant sa performance passée, pourrait donc obtenir un rendement supérieur à celui du marché, en investissant dans un fonds Smart Beta dont les rendements précédents étaient positifs.

Comme nous l'avons déjà expliqué, le Smart Beta est toujours une industrie en forte croissance, probablement grâce aux atouts théoriques qu'il promet pour contrer l'inefficience des indices cap-weighted. Pour le moment, ces promesses ne se réalisent pas dans la pratique. Mais n'est-ce pas normal pour une industrie en pleine croissance de prendre du temps avant d'être complètement opérationnelle ? A l'heure actuelle, il est encore difficile de dire si, comme certains le pensent, ces stratégies sont vouées à un crash (Arnott, Beck & Kalesnik, 2016), ou si, comme d'autres le

prédisent, elles constitueront l'une des deux principales sortes de stratégie active du futur (Kahn & Lemmon, 2016).

Dans tous les cas, leur évolution sera à surveiller au cours des prochaines années.

Bibliographie

Anderson, T.W., & Darling, D. A. (1954). A test for goodness-of-fit. *J. Amer. Statist. Assoc.* 49: 300-310.

Amenc, N., Goltz, F., & Martellini, L. (2013). Smart Beta 2.0. EDHEC-Risk Institute.

Amenc, N., Goltz, F., & Martellini, L. (2011). A Survey of Alternative Equity Index Strategies : A Comment. Letter to the Editor, *Financial Analyst Journal*, Vol. 67, No 6 (2011), pp. 14-16.

Arnott, R.D., Beck, N., & Kalesnik, V. (2016). Timing'Smart Beta Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High! *Research Affiliates LLC*.

Arnott, R.D., Beck, N., & Kalesnik, V. (2016). To Win with 'Smart Beta' Ask If the Price is Right. *Research Affiliates LLC*.

Arnott, R.D., Beck, N., Kalesnik, V., & West, J. (2016). How Can "Smart Beta" Go Horribly Wrong? *Research Affiliates LLC*.

Arnot, R.D., Hsu, J., & Moore, P. (2005). Fundamental Indexation. *Financial Analysts Journal*. Volume 61. Number 2. (83-98). *Research Affiliates LLC*.

Arnot, R.D., Kalesnik, V., Moghtader & P., Scholl, S. (2010). Beyond Cap Weight, The empirical evidence for a diversified beta. *Journal of Indexes*, January/February 2010. *Research affiliates LLC*.

Basu, S. (1977). Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earning Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis. *The Journal of Finance*, Vol 32 (3).

Banz, R. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*. Vol 9 (1) pp 3-18.

Beechey, M., Gruen, D., & Vickery, J. (2000). The Efficient Market Hypothesis: A Survey. *Economic Research Department. Reserve Bank of Australia*.

Birdthistle, W.A. (2008). The Fortunes and Foibles of Exchange-Traded Funds: A Positive Market Response to the problems of Mutual Funds. *Delaware Journal of Corporate Law (DJCL)*, 33(1).

Blake, C.R., Elton, E.J., & Gruber, M.J. (1993). The Performance of Bond Mutual Funds. *Journal of Business*, 66(3), 371-403.

Blank, H.D., & Duan, Q., (2017). The Case for Reverse-Cap-Weighted Indexing. En ligne sur :

https://exponentialetfs.com/wp-content/uploads/2018/05/The-Case-for-Reverse-Cap-Weighted-Indexing-20-year-Update_Final-Compliance-Approved.pdf consulté le 28/05/2019.

Bodson, L., Grandin, P., Hübner, G., & Lambert, M. (2010). Performance de portefeuille. *Pearson Education France. Seconde édition*, 135-169.

Bollen, N., & Busse, J. (2004). Short-Term Persistence in Mutual Fund Performance. *The Review of Financial Studies* (2004) 18(2).

Borges, M.R. (2010). Efficient market hypothesis in European stock markets. *The European Journal of Finance. Vol 16, 2010 - Issue 7: 2008*.

Brown, J., & Goetzmann, N. (1995). Performance Persistence. *The Journal of Finance*, Vol. 50, No. 2 (Jun., 1995), pp. 679-698.

Can Acad, J. (2015). Child Adolesc Psychiatry. 24(1): 58. En ligne sur : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2938757/>

Carhart, M. (1997) On Persistence in Mutual Fund Performance. *The Journal of Finance*, Vol. 52, No. 1. (Mar., 1997), pp. 57-82.

Chan, L., Karceski, J., & Lakonishok, J. (1999). On Portfolio Optimization: Forecasting Covariances and Choosing the Risk Model. *Review of Financial Studies* 12(5): 937-974.

Chopra, V., & Ziemba, W. (1993). The Effect of Errors in Means, Variances, and Covariances on Optimal Portfolio Choice. *Journal of Portfolio Management; Winter 1993* p6.

Choueifaty, Y., & Coignard, Y. (2008). Toward Maximum Diversification. *Journal of Portfolio Management* 35(1) : 40-51.

Chow, T., Hsu, J., Kalesnik, V., & Little, B. (2011). A Survey of Alternative Equity Index Strategies, *Financial Analyst Journal*, CFA Institute, vol. 67, no.5, pp 35-57.

Christensen, M. (2005). Danish mutual fund performance-selectivity, market timing and persistence.

Christoffersen, P., Errunza, V., Jacobs, K., & Xisong, J. (2010). Is the Potential for International Diversification Disappearing? *The Rotman School. Working Paper. (October)*.

Clare, A., & Thomas, S. (2015). Financial Market Indices: Facilitating Innovation, Monitoring Markets. *Cass Business School, City University London*.

Cremers, M., & Petajisto, A. (2006). How Active is Your Fund Manager? A New Measure That Predicts Performance. *Review of Financial Studies*, 22(9), 3329-3365.

Dockery, E., & Kavussanos, M. G. (2010). Testing the efficient market hypothesis using panel data, with application to the Athens stock market. *Applied Economics Letters*, 3:2, 121-123.

Dzitiki, L. N., & Girdler-Brown, B. V. (2017). Parametric hypothesis tests for the difference between two population means. *School of Health Systems and Public Health, Faculty of Health Sciences, University of Pretoria, South Africa*.

Fama, E.F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.

Fernholz, R. (1997). On the Diversity of Equity Markets. *Journal of Mathematical Economics*.

Fernholz, R., Garvy, R., & Hannon, J. (1998). Diversity-Weighted Indexing. *The Journal of Portfolio Management Winter 1998*, 24 (2) 74-82.

French, K.R. (2008). Presidential Address: The Cost of Active Investing. *Journal of Finance*, 63(4), 1537-1573.

Gastineau, G. L. (2010). The Exchange-Traded Funds Manual. *Second Edition*.

Ghasemi, A., & Zahediasl, S. (2012). Normality tests for statistical analysis: a guide for non-statisticians. *International journal of endocrinology and metabolism*, 10(2), 486.

Glushkov, D. (2015). How Smart are 'Smart Beta' ETFs? Analysis of Relative Performance and Factor Exposure. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2594941> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2594941>.

Goetzmann, W. N., & Ibbotson, R.G. (1994). Do winners repeat? *Journal of Portfolio management*, 20(2), 9-18.

Grinblatt, M., & Titman, S. (1989). Mutual Fund Performance: An Analysis of Quarterly Portfolio Holdings. *The Journal of Business Vol. 62, No. 3 (Jul., 1989), pp. 393-416*.

Grinblatt, M., & Titman, S. (1992). The persistence of mutual fund performance. *The Journal of finance*, 47(5), 1977-1984.

Grinblatt, M., & Titman, S. (1993). Performance Measurement without Benchmarks: An Examination of Mutual Fund Returns. *The Journal of Business Vol. 66, No. 1 (Jan., 1993), pp. 47-68*.

Gruber, M.J. (1996). Another Puzzle: The Growth in Actively Managed Mutual Funds. *Journal of Finance*, 51(3), 783-810.

Hannam, R., & Jamet, F. (2017). Equal Weighting and Other Forms of Size Tilting. *IQ Insights. State Street Global Advisors*.

Haugen, R., & Baker, N. (1991). The efficient market inefficiency of capitalization-weighted stock portfolios. *The Journal of Portfolio Management Spring 1991*, 17(3), 35-40.

Haugen, R., & Heins, J. (1975). Risk and Rate of Return of Financial Assets: Some Old Wine in New Bottles. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 10 no. 5 (December): 775-784.

Hendricks, D., Patel, J., & Zeckhauser, R. (1993). Hot Hands in Mutual Funds: Short-Run Persistence of Relative Performance, 1974–1988. *The Journal of Finance* 1993, 48(1), 93-130.

Hsu, J. (2006). Cap-Weighted Portfolios are Sub-Optimal Portfolios. *Journal Of Investment Management*, 4(3), 1-10.

Ippolito, R. A. (1989). Efficiency with Costly Information: A Study of Mutual Fund Performance, 1965–1984. *The Quarterly Journal of Economics*, 1989, vol. 104, issue 1, 1-23.

Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implication for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.

Jensen M. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964, *Journal of Finance* 23, May 1968, 389-416.

Jensen M., (1972), Optimal Utilization of Market Forecasts and the Evaluation of Investment Performance. *Mathematical Methods in Investment and Finance*, Szegö and Shell Ed., North Holland, 1972, 311-335.

Jensen, M. (1978). Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency. *Journal of Financial Economics*, Vol. 6, Nos. 2/3, pp. 95-101, 1978.

Kacperczyk, M., Sialm, C., & Zheng, L. (2005). On the Industry Concentration of Actively Managed Equity Mutual Funds. *Journal of Finance*, 60(4), 1983-2011.

Kahn, R., & Rudd, A. (1995). Does historical performance predict future performance? *Financial Analysts Journal* 51, 43–52.

Kahn, R., & Lemmon, M. (2016). “The Asset Manager’s Dilemma: How Smart Beta Is Disrupting the Investment Management Industry”. *Financial Analysts Journal*. 72(1): 15-20.

Kosowski, R., Timmermann, A., Wermers, R., & White, H. (2007). Can Mutual Fund “Stars” Really Pick Stocks? New Evidence from a Bootstrap Analysis. *The Journal of Finance* 61(6) 2551-2595.

Maillard, S., Roncalli, T., & Teiletche, J. (2010). The Properties of Equally Weighted Risk Contribution Portfolios. *Journal of Portfolio Management* 36(4): 60-70.

Malkiel, B.G. (1995). Returns from Investing in Equity Mutual Funds 1971 to 1991. *Journal of Finance*, 50(2), 549-572.

Malkiel, B.G. (2003). Passive Investment Strategies and Efficient Markets. *European Financial Management*, 9(1), 1-10.

Malkiel, B.G. (2013). Asset Management Fees and the Growth of Finance. *Journal of Economic Perspectives*, 27(2), 97-108.

Malkiel, B. G. (2014). Is Smart Beta Really Smart? *The Journal of Portfolio Management*, Special 40th Anniversary Issue. 127-134.

Mamaysky, H., Spiegel, M., & Zhang, H. (2006). Improved Forecasting of Mutual Fund Alphas and Betas. *Review of Finance* 11(3), 359-400.

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.

McMillan, B. (2014). When Does Active Management Add Value? *The Journal of Index Investing Winter 2014*, 5 (3) 73-86

Noël, T., & Iania, L. (2018). Do actively managed exchange-traded funds add value? A comparative performance analysis with passively managed ETFs and actively managed mutual funds. *Louvain School of Management, Université Catholique de Louvain*.

Park, H. M. (2015). Univariate analysis and normality test using SAS, Stata and SPSS.

Philips, C. B., Bennyhoff, D. G., Kinniry Jr, F. M., Schangler, T., & Chin, P. (2015). An evaluation of Smart Beta and other rules-based active strategies. *White paper, Vanguard*.

Qian, E. (2005). Risk Parity Portfolios: Efficient Portfolios through True Diversification. *Working paper, Panagora Asset Management (September)*.

Ross, S. A. (1976). "The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing." *Journal of Economic Theory*, vol. 13, no. 3 (December): 341–360.

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52 (3/4), 591-611.

Sharpe, W.F. (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*. 39(1), 119-138.

Sharpe, W.F. (1991). The Arithmetic of Active Management. *Financial Analysts Journal*. 47(1), 7-9 .

Vidal-García, J. (2013). The persistence of European mutual fund performance. *Research in International Business and Finance*, 28, 45-67.

Wagner, O. (2018). Stratégies Smart Beta : Analyse de la performance et de la persistance de la performance de 25 fonds Smart Beta. (Mémoire de Master). *Louvain School of Management. Louvain-la-Neuve*.

Wild, C. (1997). The Wilcoxon Rank-Sum Test. Department of Statistics, University of Auckland. En ligne sur : <https://www.stat.auckland.ac.nz/~wild/ChanceEnc/Ch10.wilcoxon.pdf> consulté le 11/07/2019

Sites internet et programmes informatiques :

Addinsoft (2019). XLSTAT statistical and data analysis solution. Paris, France.

<https://www.xlstat.com>

Banque Mondiale (2019). <http://datatopics.worldbank.org/world-development-indicators/> consulté le 31/07/2019

Barchart. (s.d.) <https://www.barchart.com/stocks/quotes/EDHDXUS.LS/price-history/historical> consulté le 26/07/2019.

Bloomberg L.P. (2019). Terminal Bloomberg de la Bibliothèque ESPO de l'UCLouvain.

BYU Library. (2019). Bloomberg Guide: Beta

<https://guides.lib.byu.edu/c.php?g=216390&p=1428678> consulté le 11/07/2019.

Carlson, D. (2018). Smart Beta Vs. Factor Funds: What's The Difference? En ligne sur

<https://www.etf.com/sections/features-and-news/smart-beta-vs-factor-funds-whats-difference>

Consulté le 15/03/2019.

Chen, J. (2017). Survivorship Bias. En ligne sur :

<https://www.investopedia.com/terms/s/survivorshipbias.asp> consulté le 26/06/2019.

Conway, B. (2014). "Smart Beta, Done Right, Is a FundManager's Worst Enemy." *Focus on Funds (blog), Barron's (20 May)*. En ligne sur :

<https://www.barrons.com/articles/smart-beta-done-right-is-a-fund-managers-worst-enemy-1400609371> consulté le 28/07/2019

Etfdb. (2019). En ligne sur : <https://etfdb.com/index/ftse-developed-ex-us-low-beta-equal-weight-index/> consulté le 10/04/2019.

Etfdb. (2019). En ligne sur : <https://etfdb.com/index/sp-500-high-beta-index/> consulté le 10/04/2019.

Etfdb. (2019). En ligne sur : <https://etfdb.com/index/tobam-maximum-diversification-usa-index/> consulté le 10/04/2019.

FTSE Russel (s.d.). FTSE EDHEC-Risk Efficient Index Series. En ligne sur :

<https://www.ftserussell.com/products/indices/EDHEC-Risk> consulté le 26/07/2019.

Hayes, A. (2019). Volume Definition. En ligne sur :

<https://www.investopedia.com/terms/v/volume.asp> consulté le 26/07/2019.

Investopedia. (2018). What is a utility stock? En ligne sur :

<https://www.investopedia.com/ask/answers/121514/what-utility-stock.asp> consulté le 18/03/2019.

Northfield, (2017). Global Equity Risk Model. En ligne sur : <https://www.northinfo.com/documents/44.pdf> consulté le 14/03/2019.

Strategies Factor. (s.d.). En ligne sur : <https://www.blackrock.com/institutions/en-gb/strategies/factor-based-investing> consulté le 10/04/2019.

Us.spindices. (s.d.). S&P500. En ligne sur : <https://us.spindices.com/indices/equity/sp-500> consulté le 05/07/2019.

Revesz, R. (2015). What does ‘Smart Beta’ really mean? En ligne sur:

<https://www.etf.com/sections/features-and-news/10673-what-does-smart-beta-really-mean?nopaging=1> consulté le 22/07/2019.

Rivas, T. (2016). Smart Beta ETF Assets Will Reach \$1 Trillion By 2020: BlackRock. En ligne sur : <https://www.barrons.com/articles/smart-beta-etf-assets-will-reach-1-trillion-by-2020-blackrock-1463079755> consulté le 28/07/2019.

Yahoo Finance. (s.d.) <https://finance.yahoo.com/> consulté le 20/03/19.